

國立交通大學  
工業工程與管理學系

碩士論文

應用一般迴歸神經網路法  
構建財務危機預警模式



研究生：曾冠人

指導教授：唐麗英 博士

中華民國九十三年五月

應用一般迴歸神經網路法構建財務危機預警模式

Constructing the Financial Distress Prediction Model Using General  
Regression Neural Networks

研究生：曾冠人

Student : Kuan-Jen Tseng

指導教授：唐麗英 博士

Advisor : Lee-Ing Tong

國立交通大學

工業工程與管理學系

碩士論文



Submitted to Department of Industrial Engineering and Management

College of Management

National Chiao Tung University

In Partial Fulfillment of the Requirements

For the Degree of Master of Science

In

Industrial Engineering

November 2003

Hsin-Chu, Taiwan

Republic of China

中華民國九十三年五月

# 應用一般迴歸神經網路法構建財務危機預警模式

學生：曾冠人

指導教授：唐麗英 博士

國立交通大學工業工程與管理學系碩士班

## 摘要

企業若發生財務危機往往會導致一般投資人損失慘重，為了讓投資人能夠在企業發生財務危機前，就能夠儘早有所察覺，以免投資不當，因此有必要構建一套財務危機預警模式。目前已有許多中外文獻運用各種方法，例如：二分類檢定法 (dichotomous classification test)、區別分析 (discriminate analysis)、Probit 分析、Logit 分析、倒傳遞類神經網路 (back-propagation neural network, BPNN)、模糊理論 (fuzzy theory) 等，來構建財務危機預警模式。由於財務變數的一些特殊特性，使得研究的結果幾乎都傾向由 BPNN 所建立的財務危機預警模式有較高的正確預警率，但類神經的預測方法並不只有一種，其中一般迴歸神經網路法 (general regression neural network; GRNN) 是較晚期才發展的類神經預測方法，且已有學者證明 GRNN 於各個領域之應用均較 BPN 佳，但 GRNN 法至今尚未在中外文獻中見其用在構建財務危機預警模式上，因此本研究利用一般投資大眾皆可收集到的財務資料，利用 GRNN 法構建一個財務危機預警模式，提供一般投資大眾使用，並利用實際財務資料，比較本研究方法和 BPNN 之財務危機預警模式之正確預警率，結果顯示本研究之 GRNN 財務危機預警模式較 BPNN 財務危機預警模式之正確預警率為高，證實本研究所提之 GRNN 方法確實為一有效之構建財務危機預警模式的方法。

**【關鍵詞】** 財務危機預警模式、一般迴歸神經網路法、財務比率、倒傳遞類神經網路、預警率

# Constructing the Financial Distress Prediction Model Using General Regression Neural Networks

Student : Kuan-Jen Tseng

Advisor : Lee-Ing Tong

Department of Industrial Engineering and Management  
National Chiao Tung University

## Abstract

Investors always encounter a loss when the financial distress of enterprises occurs. Hence, to prevent the investitive loss, establishing a financial distress warning model for investors is necessary. Many studies used various methods such as: dichotomons classification test, discriminate analysis, Probit analysis, Logit analysis, Back-propagation Neural Networks(BPNN), Fuzzy theory etc, were employed to establish the model. Because of some specific properties of financial ratio variables, all of above methods suggested to use the BPNN method to get high accuracy on financial distress warning model. However, a recently developed neural network, general regression neural networks (GRNN), has been proven to have a higher predictive power than BPNN. Therefore, this study utilizes the GRNN method to establish the financial distress warning model based on a real set of financial ratio data and compares the effectiveness of both methods. The results indicate that the GRNN model has better early warning accuracy than that of the BPNN model.

**【Key Words】** financial distress warning model, general regression neural network, back-propagation neural networks, financial ratio

# 誌 謝

兩年的研究所學業即將告一段落，能夠完成論文且順利畢業，首先要感謝指導教授唐麗英博士耐心的教誨，除了幫助我順利完成論文外，老師那樂觀開朗及充滿愛心的個性，深深感染了我，使得我擁有一個充實且寶貴的碩士班生活。

其次，感謝研究室的同學翔百、俊誠、民祥、宏志、文傑、政勳、忠佐、盛全這兩年來課業上的相互扶持及生活情感上的照顧，大家待在研究室所發生的種種，讓我永生難忘，真的謝謝你們，另外還要感謝永宏大哥在我課業上的提點與幫助。

最後，感謝我的家人及麗君，因為有了你們，才能讓我無後顧之憂的完成碩士學業，誠摯感謝所有幫助及關懷我的朋友，僅將此份研究成果獻給你們。

曾冠人 謹誌

西元2003年5月26日

於國立交通大學工業工程與管理研究所



# 目 錄

## 第一章 緒論

1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究目的.....	2
1.3 研究方法.....	2
1.4 研究架構.....	2

## 第二章 文獻探討..... 3

2.1 財務危機預警相關研究.....	3
2.1.1 財務危機公司之定義.....	3
2.1.2 財務健全公司之定義.....	6
2.1.3 財務危機預警模式之研究.....	6
2.2 一般迴歸神經網路.....	10
2.2.1 GRNN 網路基本原理.....	10
2.2.2 GRNN 網路執行步驟.....	13
2.2.3 GRNN 與其他監督式學習網路的差異.....	14
2.2.4 GRNN 之優點.....	14
2.3 GRNN 之介紹.....	15
2.4 倒傳遞神經網路之介紹.....	15
2.4.1 網路架構.....	15
2.4.2 BPNN之網路執行步驟.....	17

## 第三章 GRNN財務危機預警模式之構建..... 19

3.1 研究架構.....	19
---------------	----

<b>第四章 實證分析</b> .....	31
4.1 財務危機樣本及財務健全樣本之選擇.....	31
4.2 財務變數之蒐集與整理.....	33
4.3 GRNN財務危機預警模式之建立.....	34
4.4 BPNN財務危機預警模式之建立.....	37
4.5 GRNN與BPNN財務危機預警模式之比較.....	42
<b>第五章 結論與建議</b> .....	46
5.1 結論.....	46
5.2 建議.....	47
<b>參考文獻</b> .....	48



## 圖目錄

圖 2-1 GRNN 之網路架構.....	12
圖 2-2 GRNN 網路執行步驟圖.....	13
圖 2-3 BPNN 網路架構圖.....	16
圖 2-4 雙彎曲函數圖.....	17
圖 2-5 BPNN 網路執行步驟圖.....	18
圖 3-1 GRNN 財務預警模式建構流程.....	20
圖 3-2 國內之金融機構於評估企業信用常用之財務比率.....	22
圖 3-3 各項財務比率分類.....	23
圖 3-4 本研究利用 GRNN 構建財務危機預警模式之步驟.....	27
圖 3-5 利用 BPNN 構建財務危機預警模式之步驟.....	29
圖 4-1 GRNN 與 BPNN 模式各季平均預警率.....	43
圖 4-2 GRNN 與 BPNN 訓練樣本模式各季平均預警.....	43
圖 4-3 GRNN 與 BPNN 測試樣本模式各季平均預警率.....	44

## 表目錄

表 4-1 研究樣本及選樣期間.....	31
表 4-2 研究樣本產業別家數彙總表.....	33
表 4-3 財務危機發生前一季之 GRNN 模式之平均 MSE 值.....	35
表 4-4 財務危機發生前二季之 GRNN 模式之平均 MSE 值.....	35
表 4-5 財務危機發生前三季之 GRNN 模式之平均 MSE 值.....	36
表 4-6 財務危機發生前四季之 GRNN 模式之平均 MSE 值.....	36
表 4-7 財務危機發生前一季之 BPNN 模式之 MSE 值(隱藏層節點數 53).....	38
表 4-8 財務危機發生前一季之 BPNN 模式之 MSE 值(隱藏層節點數 5).....	38
表 4-9 財務危機發生前二季之 BPNN 模式之 MSE 值(隱藏層節點數 53).....	39
表 4-10 財務危機發生前二季之 BPNN 模式之 MSE 值(隱藏層節點數 5).....	39
表 4-11 財務危機發生前三季之 BPNN 模式之 MSE 值(隱藏層節點數 53).....	40
表 4-12 財務危機發生前三季之 BPNN 模式之 MSE 值(隱藏層節點數 5).....	40
表 4-13 財務危機發生前四季之 BPNN 模式之 MSE 值(隱藏層節點數 53).....	41
表 4-14 財務危機發生前四季之 BPNN 模式之 MSE 值(隱藏層節點數 5).....	41
表 4-15 各模式之正確預警率.....	42



# 第一章 緒論

## 1.1 研究背景與動機

由於資訊技術的進步，資訊的傳遞已不受國界、時間所限制，不論是政治、經濟、社會…等方面，國與國之間的關係可以說是緊密相連，世界地球村其實早已成形，企業所要面臨的不再只限於國內的變化，而是國際的變化，全球任何一個國家的變化，都可能影響其他國家，例如民國 86 年 7 月 2 日，泰銖持續貶值 18%，而引起的亞洲金融風暴，其影響範圍之廣，影響速度之快，皆超乎想像，當然位處亞洲的台灣也深受其害，自民國 87 年 7 月之後，台灣的上市、上櫃公司。包括：三晃化工、萬有紙業、安峰鋼鐵、東隆五金、羅傑建設、禾豐集團、國揚實業、國產汽車…等，接連發生連續跳票、股價無量下跌、違約交割等財務危機的消息，不僅使得一般投資人損失極大，台灣也相對的付出相當高的社會成本。

隨著台灣加入 WTO 成為會員國，國內企業所受到外來的競爭壓力相形沈重，若企業應對不慎，發生財務危機的機會將會大增，則其所影響的不只是公司的管理者、債權人、投資人，更有可能造成骨牌效應，危及到其上、中、下游產業，有可能再一次的造成台灣經濟風暴。

一般投資民眾雖然能夠由許多管道獲取投資訊息，但卻不知該如何有效地分析所獲得的資料，而公司發生財務危機，多有其原因可察，因此若能構建一個有效之財務危機預警模式，則能經由一些公開發行的資料而儘早察覺。

目前已有許多學者運用各種方法，例如：二分類檢定法、區別分析、Probit 分析、Logit 分析、類神經網路、模糊理論... 等，來建構財務危機預警模式，由於財務變數的一些特殊特性，使得研究的結果幾乎都傾向由類神經網路所建立的財務危機預警模式有較高的正確預警率。在運用類神經方法於財務預測時通常皆採用倒傳遞類神經網路法(back-propagation neural network, BPNN)，但類神經的預測方法並不只有一種，其中一般迴歸神經網路法(general regression neural network; GRNN)是較晚期的類神經預測方法，由於 GRNN 在使用時所需設定的參數較 BPNN 少，操作較方便，因此引發本研究以 GRNN 法構建財務危機預警模式之動機。

## 1.2 研究目的

本研究主要目的有二：

1. 應用 GRNN 法來建構財務危機預警模式，以提供一般投資民眾一套簡便有效之危機預警模式。
2. 比較本研究方法與 BPNN 財務危機預警模式之預警效果，以證明本研究方法確實較 BPNN 法更為有效。

## 1.3 研究方法

本研究以台灣證券交易所上市公司為研究對象，首先選出財務危機樣本與其對應配對之財務健全樣本，接著依比例將所有樣本分成訓練樣本和測試樣本，而由於本研究的目的為提供一般投資民眾一套方便使用的財務危機預警模式，因此本研究採用一般民眾也能夠自行收集到的資料，即台灣經濟新報所提供之財務變數，收集各公司的財務變數數值後，將訓練樣本的財務變數值當成 GRNN 的輸入變數值，建構財務危機預警模式，再以測試樣本評估模式的正確率，依此找出最佳之模式，最後再以 BPNN 針對同樣的樣本和變數，建構財務危機預警模式，以比較 BPNN 和 GRNN 預警的正確率。

## 1.4 研究架構

本研究共分為五章，第一章為緒論，說明本研究的背景、動機、目的、方法和架構流程；第二章為文獻探討，首先為財務危機預警之相關文獻之介紹，接著介紹 GRNN 相關文獻之理論基礎，最後是 BPNN 方法之介紹，第三章為本研究之設計，內容主要在描述本研究所提方法的研究步驟、樣本選取、變數選取及模式構建之方法。第四章則為實證分析，利用實際樣本分別建立 GRNN 及 BPNN 財務危機預警模式，並比較兩方法的優劣；第五章為本研究之結論與建議。

## 第二章 文獻探討

### 2.1 財務危機預警相關研究

以下各小節說明與財務危機預警模式有關之名詞定義及文獻。

#### 2.1.1 財務危機公司之定義

對於「財務危機公司」的定義，國內外學者皆有不同認定，茲引用劉自強 [24] 整理之資料並加入本人所蒐集之資料，將財務危機公司之各種定義彙整如下：

- (一) Beaver(1966)：鉅額銀行透支、公司債違約、宣告破產。
- (二) Altman(1968)：法律上之破產、重整、被接管。
- (三) Van Horne(1987)：企業無法償付負債者。
- (四) Dun and Bradstreet(1988)：企業因重整或是破產導致終止營運、失去債權人、抵押品或是因遭逮捕而終止營運、任意支付而無法償清者、進行重組而遭法律訴訟者、與債權人達成和解者。
- (五) Gilson(1989)：企業無能力清償負債者。
- (六) Lisa, KM, KB(1990)：三年累積營業淨利為負。
- (七) Wruck(1990)：公司的營運情形不足以應付現有負債。
- (八) Flagg, Giroux and Wiggins(1991)：營業淨利虧損。
- (九) Kose, Larry and Jeffry(1992)：至少發生一年的負盈餘者。
- (十) Ofek(1993)：股票報酬率曾在市場排名前 67%，目前則在後 10% 者。
- (十一) Opler, Titman(1994)：負的銷售成長與低於平均股價報酬率中位數 20% 者。
- (十二) 陳肇榮 (1982)：資產不足、債務支付困難，但未退票。
- (十三) 陳隆麒 (1992)：公司無法履行償債業務。
- (十四) 洪榮華 (1993)：連續兩年營業淨利為負。
- (十五) 潘玉葉 (1990)、林銘琇 (1992)、郭瓊宜 (1994)、張隆鐘 (1994)、林金賜 (1997)、李洪慧 (1998)、徐淑芳 (1999)、紀榮泰 (2000)、鄒香蘭 (2001)、蔡人煜 (2002)：變更交易為全額交割者。

為了對財務危機公司有具體之認定標準，於是選定依「台灣證券交易所股份有限公司營業細則」之相關規定及台灣證券交易所出版之營運困難上市公司概況表所列之公司，來作為本研究認定何謂「財務危機公司」。其將財務危機公司

定義為 1. 「全額交割股」 2. 停止買賣者。而所謂「全額交割股」，目前台灣證券交易所已將其更名為「有價證券」，依台灣證券交易所營業細則第 49 條，上市公司有下列情事之一者，台灣證券交易所對其上市之有價證券得變更原有交易方式為有價證券：

- 一、其依證券交易法第三十六條規定公告並申報之最近期財務報告或控股公司之合併財務報告，顯示淨值已低於實收資本額二分之一者。但上市公司將其依證券交易法第二十八條之二規定買回之股份或其子公司所持有該上市公司之股份之成本列為股東權益減項者，其前開比例之計算，得將上市公司及其子公司持有之該上市公司庫藏股票面額自實收資本額中予以扣除。
- 二、未於營業年度終結後六個月內召開股東常會完畢者，但有正當事由經報請公司法主管機關核准，且於核准期限內召開完畢者，不在此限。
- 三、其依證券交易法第三十六條規定公告並申報之年度或半年度財務報告或投資控股公司、金融控股公司之合併財務報告，因查核範圍受限制，或會計師對其管理階層在會計政策之選擇或財務報表之揭露，認為有所不當，經其簽證會計師出具未能將其保留之原因充分揭露或未能將可能影響之科目及其應調整金額充分揭露之保留意見之查核報告者。
- 四、違反上市公司重大訊息查證暨公開相關章則規定，經通知補行辦理公開程序，依限期辦理且個案情節重大者。
- 五、董事或監察人累積超過三分之二（含）以上受停止行使董事或監察人職權之假處分裁定。
- 六、依公司法第二百八十二條規定向法院聲請重整者。
- 七、公司全體董事變動二分之一以上，有股權過度集中，致未達現行上市股權分散標準，或其現任董事、監察人、總經理有本公司有價證券上市審查準則第九條第一項第十款規定之情事，經本公司限期改善而未改善者。
- 八、無法如期償還到期或債權人要求贖回之普通公司債或可轉換公司債。
- 九、發生存款不足之金融機構退票情事且經本公司知悉者。

十、一般公司、科技事業公司經分割後之實收資本額，分別不符合有價證券上市  
審查準則第四條第一項第二款、第五條第一款規定者。

十一、投資控股公司所持被控股公司之家數低於二家者。但因股份轉換、概括讓  
與或營業讓與而成為投資控股公司者，自上市買賣之日起一年內不適用  
之。

十二、金融控股公司或投資控股公司未依承諾收買其持股逾百分之七十子公司之  
少數股東股份者。

十三、本公司基於其他原因認有必要者。

依台灣證券交易所股份有限公司營業細則 50 條，上市公司有下列情事之一者，  
其上市之有價證券應由本公司依證券交易法第一百四十七條規定報經主管機關  
核准後停止其買賣；或得由該上市公司依第五十條之一第二項規定申請終止上  
市：

一、未依法令期限辦理財務報告或財務預測之公告申報或投資控股公司、金融控  
股公司檢送之財務報告未再編製合併財務報告者。

二、有公司法第二百八十二條之情事，經法院依公司法第二百八十七條第一項第  
五款規定對其股票為禁止轉讓之裁定者。

三、檢送之書表或資料，發現涉有不實之記載，經本公司要求上市公司解釋而逾  
期不為解釋者。

四、在本公司所在地設置證券過戶機構後予以裁撤，或虛設過戶機構而不辦過  
戶，並經本公司查明限期改善而未辦理者。

五、其依證券交易法第三十六條規定公告並申報之財務報告，有未依有關法令及  
一般公認會計原則編製，且情節重大，經通知更正或重編而逾期仍未更正  
或重編者；或其公告並申報之年度或半年度財務報告，經其簽證會計師出  
具無法表示意見或否定意見之查核報告者。

六、違反上市公司重大訊息查證暨公開等相關章則規定，個案情節重大，有停止  
有價證券買賣必要之情事者。

- 七、違反申請上市時出具之承諾。
- 八、依本公司有價證券上市審查準則第六條之一規定上市之公司，其所興建之工程發生重大延誤或有重大違反特許合約之事項者。
- 九、違反前條第一項第八款規定，且三個月內無法達成同條第二項第八款情事者。
- 十、違反前條第一項第九款規定，且自變更交易方法後之次一營業日起，三個月內無法達成同條第二項第九款之各項補正程序並檢附相關書件證明者。
- 十一、對其子公司喪失金融控股公司法第四條第一款所定之控制性持股，經主管機關限期命其改正者。
- 十二、違反前條第一項第十款、第十一款或第十二款規定，且自變更交易方法後之次一營業日起，三個月內無法達成同條第二項第十款、第十一款或第十二款之情事者。
- 十三、其他有停止有價證券買賣必要之情事者。

### 2.1.2 財務健全公司之定義



「財務健全公司」的定義，於本研究是指不適用台灣證券交易所處理營運困難上市公司準則的所有上市公司皆屬於健全企業。也就是上市公司未被台灣證券交易所變更交易方式為有價證券、停止買賣、終止上市的所有公司。

### 2.1.3 財務危機預警模式之研究

Beaver [30]之研究為企業失敗之預測。他以1954年至1964年間之企業為對象，進行財務危機預測，隨機選取79家失敗企業，並配對相同產業及資產規模的79家正常企業，蒐集其在失敗前五年之30項財務比率，採用二分類檢定法(dichotomous classification test)，尋找一個最佳分類點，使得錯誤分類的機率最低。分析結果顯示，「現金流量/負債總額」指標具有最佳的預測能力，其次是「負債/資產總額」、「本期純益/資產總額」等指標。其認為公司是否發生財務危機，主要仍是由現金流量、淨利及債務狀況等永久因素決定，其預測危機發生前五年之錯誤分類率分別為：前一年13%、前二年21%、前三年23%、前四

年 24%、前五年 32%。

Altman[27]之研究亦為企業破產之預測。他選取 1946 年至 1965 年間依破產法申請破產之 33 家破產企業，依產業別與規模大小與另外 33 家正常公司配對，採用 22 項財務比率，將這些比率分為五類：獲利能力、流動性、財務槓桿、償債能力、週轉能力，先利用因素分析縮減變數，再採取逐步區別分析，取得有效的區別變數及區別函數。研究結果顯示其所建之模式於破產前五年的正確區別率依序分別為 95%、72%、48%、29%與 36%。

Blum[31]之研究為企業失敗之預測。他選取 1954 年至 1968 年間失敗企業 115 家，依行業別、銷貨淨額、員工數及會計年度為基準，配對 115 家正常企業，以流動性、獲利性、便利性，三類指標建立多變量的區別模型。分析結果顯示模式於破產前一年的正確區別率為 94%、前二年 80%、前三年 70%、前四年 70%、前五年 70%。

Ohlson[35]之研究為財務比率之企業預測分類。他認為區別分析的樣本假設於現實情形並不符合，所以採取 Logit 分析方法，以 1970 至 1976 年間 105 家失敗企業及 2058 家正常企業為樣本，採用 9 個變數建立一年內、兩年內及一或兩年內會失敗的 Logit 模型。分析結果顯示三種模型預測的正確率分別為 96.12%、95.55%、92.84%。

Odom 與 Sharda[36]之研究為公司未來破產機率之預測。他們以 1975 年至 1982 年間 65 家失敗公司與 64 家健全公司為樣本，並以 Altman(1968)所提出的 5 個財務比率為 BPNN 之輸入變數，建構財務危機發生前一年之預警模型，並與區別分析做比較。分析結果顯示 BPNN 模式之預警效果比區別分析佳。

Tam 與 Kiang[38]之研究為企業失敗之可能性預測。他們以 1985 年至 1987 年間美國德州發生破產的 59 家銀行，並依資產、成立年數、分行行數配對 59 家財務健全銀行為研究樣本，以企業失敗前一年和兩年的 19 項財務比率當變數，分別利用 BPNN、決策樹 (ID3)、區別分析、Logit 分析、最鄰近距離方法(K Nearest)，建構企業失敗模型。研究結果顯示企業失敗發生前一年正確預測率排序為：BPNN (96.2%) > Logit 分析 (92.3%) = 決策樹 > 區別分析 (89%)；失敗發生前兩年正確預測率排序為：區別分析 (94%) > BPNN (91.5%) > 決策樹 (90.7%) > Logit 分析 (86.4%)。

Altman、Marco 與 Varetto[28]之研究為企業失敗之診斷。他們以 1982 年至 1992 年間之義大利公司為研究樣本，分別利用線性區別分析和 BPNN 建立財務危機預警模式，比較此兩種方法之正確預警率。分析結果顯示此兩種方法皆有高於 90%之正確預警率。

Zhang、Hu、Patuwo 與 Indro[39]之研究為企業破產之預測。他們以 1980 至 1991 年間美國製造業之 110 家發生危機公司，配對相同產業之 220 家健全公司為研究樣本，並以六個財務比率當變數，利用 BPNN 和 Logit 分析，建立企業破產預測模型，並利用交叉驗證分析法(Cross-Validation Analysis)比較兩種模式的優劣。研究結果顯示 BPNN 預測的總和正確率為 88.18%，Logit 分析模式

則為 78.64%。

Barniv、Agarwal 與 Leagh[29]之研究為預測破產之方法。他們以 1980 至 1995 年間美國申請破產的 237 家上市公司，不採配對的方式選取 3 千多家正常公司，變數包含非會計與會計變數，利用 Logit 分析，建立上市公司破產預測模型，研究結果顯示非會計變數模型比會計變數模型正確預警率高。

黃小玉[18]其研究主題為銀行放款之信用評等模式。他以民國 73 年至 75 年間銀行借款戶當樣本，其將樣本分成兩組，以民國 73 年至 74 年間 40 個借款戶為原始樣本，民國 75 年之 20 個借款戶為預測樣本，並以 26 個財務比率當變數，將變數進行因素分析，萃取出 8 個因素，在由此 8 個因素中選出 5 個代表性變數分別建立區別分析模型、Probit 模型、Logit 模型，比較每個模型之正確預警率。實證結果顯示 Logit 模型之預測正確率最高。

潘玉葉[23]其研究主題為台灣上市公司財務危機預警分析。他以民國 66 年至 78 年間台灣股票上市公司為研究樣本，以此時間被列為全額交個股的 18 家公司當危機企業，配對產業相近、股本將近的 32 家健全公司，以危機發生前 5 年的 20 個財務比率當研究變數，先將變數經過因素分析後，再以萃取後的變數建立年度的財物危機預警 Logit 模型。研究結果顯示 Logit 預警模型前 5 年的正確預警率各為 80%、76%、76%、56.25%、72.92%。

郭瓊宜[17]其研究主題為類神經網路在財務危機預警模式之應用。他以民國 77 年至 82 年間台灣股票上市公司中 23 家危機公司及 44 家健全公司為研究樣本，先選取 20 個財務比率當變數，將變數先經過因素分析後再建立 BPNN 財務危機預警模式，再以相同資料建立 Logit 模式，對照類神經模式之預警正確率。研究結果顯示於類神經網路中，公司財務危機發生前二年的正確預警率最高，原始樣本正確預警率為 98.08%，測試樣本為 89.44%，型 I 誤差為零；於 Logit 模式中，以危機發生前一年的正確預警率最高，原始樣本正確率預警為 83.5%，測試樣本為 74.51%，型 I 誤差偏高；所以綜合來看，BPNN 模式較 Logit 模式預警正確率高。

鄭碧月[26]研究上市公司營運危機之預測模式。他以民國 70 年至 85 年間 84 家台灣股票上市公司為研究樣本，選取 23 個財務比率當研究變數，先將變數作常態性檢定，以因素分析萃取變數，再分別以 BPNN、區別分析、Logit 等方法建構預警模型。研究結果顯示 BPNN 所建構之財務危機預警模式，其預測能力比區別分析、Logit 模型所建構之模式正確率較高。

王文英[2]運用 BPNN 方法建構台灣上市公司財務危機預警模型。他以台灣股票上市公司為研究樣本，而財務變數除了財務比率之外，另外加入產業相對比率及總體經濟變數，分別以全部變數和經過因素分析過後的變數，透過 BPNN 方法建構財務危機預警模型。研究結果顯示不管是對原始樣本的分類能力或是預測樣本的預測能力，以全部變數所建構之預警模型，皆較以因素分析萃取後的變數所建立之模型的正確率來得高。

池千駒[3]其研究主題為運用財務性、非財務性資訊建立我國上市公司財務



困難預警資訊。他以台灣股票上市公司為研究樣本，以全額交個股及暫停交易公司為危機公司，採用 1：1 配對健全公司，其採用的變數有四類：(1) 財務比率 (2) 財務比率趨勢 (3) 非財務變數 (4) 總體經濟變數，分別建立 Logit 分析及 BPNN 財務危機預警模型。研究結果顯示關於加入非財務變數方面，發現加入會計師變動之變數能增加模式之正確預警率，而董事長變動卻不會，其將原因歸為可能以前發生危機的公司並不是因為經營權的轉換。而納入總體經濟變數後並不能增進模式之區別能力和預測能力。而不管加入何種變數，BPNN 之預警率皆較 Logit 模式高。

蔡人煜[22]其研究主題為類神經網路於預測企業財務危機有效性之研究。他以民國 83 年到 90 年間 34 家危機公司，並分別以 1：1 及 1：2 方式配對健全公司為樣本，選取危機發生前一、二、三年之 24 個財務比率及會計師意見當輸入變數，變數分別經過兩次因素分析，建構無隱藏層、一隱藏層、二隱藏層之倒傳遞類神經財務危機預警模式。研究結果顯示 1. 模式以單一隱藏層之正確預警率最高。2. 以因素分析後的變數所建構之模型預警效果並沒比較佳。3. 危機發生前一年之正確預警率最高。4. 模型以 1：1 方式配對公司樣本所得正確預警率較高。

## 2.2 一般迴歸神經網路(General Regression Neural Network, GRNN)

GRNN 是監督式學習網路中之一種，是由 Specht[37]於 1991 年從機率神經網路(Probabilistic Neural Network, PNN)發展而來。GRNN 解決了 PNN 只能處理分類方面的問題，進而增加了處理連續變數方面的能力。GRNN 可以處理任何不管是線性或非線性的迴歸問題。GRNN 的特性是網路學習速度快，但所需的電腦記憶體較大，且回想速度較慢。

### 2.2.1 GRNN 網路基本原理

本節 GRNN 網路基本原理之介紹摘錄自 Specht[37]、葉怡成的應用類神經網路[19]、劉亭宜[25]、邱穎聖[11]。

在迴歸分析中，因變數(dependent variable) $Y$ 代表系統之輸出值，自變數(independent variable) $X$ 代表系統之輸入值。而 GRNN 不需像傳統的迴歸分析一樣，必須先假設一個明確的函數式，GRNN 只需用機率密度函數的方式來表示。

假設  $f(x, y)$  為一已知向量隨機變數  $X$  和隨機變數  $Y$  之聯合機率密度函數，令  $x$  為隨機變數  $X$  中一個特殊的觀測值，則  $Y$  在  $X=x$  上的條件期望值(也可稱為  $Y$  在  $x$  上的迴歸)可以式 2-1 表示如下：

$$E(Y / x) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} y f(x, y) dy}{\int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy}$$

(2-1)

若  $f(x, y)$  未知，則必須從變數  $X$  和變數  $Y$  的樣本觀測值來估計  $f(x, y)$ ，Specht 使用 Parzen window 無母數方法估計  $f(x, y)$ ， $\hat{f}(x, y)$  就是以樣本值  $x^i$  和  $y^i$  估計的機率密度函數，其中  $n$  為樣本觀測值數， $p$  為向量變數  $x$  的維度。其結果如式 2-2 所示：

$$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{(2\pi)^{(p+1)/2} \sigma^{(p+1)}} * \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \exp \left[ -\frac{(x - x^i)^T (x - x^i)}{2\sigma^2} \right] * \exp \left[ -\frac{(y - y^i)^2}{2\sigma^2} \right]$$

(2-2)

結合式 2-2 與 2-1，簡化後得式 2-3：

$$\hat{E}(Y / x) = \hat{Y}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n \exp \left[ -\frac{(x - x^i)^T (x - x^i)}{2\sigma^2} \right] \int_{-\infty}^{\infty} y \exp \left[ -\frac{(y - y^i)^2}{2\sigma^2} \right] dy}{\sum_{i=1}^n \exp \left[ -\frac{(x - x^i)^T (x - x^i)}{2\sigma^2} \right] \int_{-\infty}^{\infty} \exp \left[ -\frac{(y - y^i)^2}{2\sigma^2} \right] dy}$$

(2-3)

其中  $\sigma$  為平滑參數(smoothing parameter)，為大於 0 之常數。GRNN 唯一需要用學習的方式決定的參數就是  $\sigma$ 。式 2-3 可再進一步簡化如式 2-4：

$$\hat{Y}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n y^i \exp \left[ -\frac{D_i^2}{2\sigma^2} \right]}{\sum_{i=1}^n \exp \left[ -\frac{D_i^2}{2\sigma^2} \right]}$$

(2-4)

其中  $D_i^2 = (x - x^i)^T (x - x^i)$

GRNN 之網路架構如圖 2-1 所示。

圖 2-1 中的輸入單元 (input unit) 為分配之單元，其作用為將所有  $X$  的測量值分配給第二層的型態單元 (pattern unit)，每一個型態單元代表一個訓練範例，當有一個新的  $x$  向量進入網路後，此向量減去訓練範例的向量，兩者差

的平方值會被加總並輸入到非線性的作用函數，作用函數所出來的值，就是型態單元的輸出值。而型態單元的輸出值會被傳送到總和單元 (summation unit)。作用函數之公式如式 2-5：

$$\exp \left[ -\frac{D_i^2}{2\sigma^2} \right]$$

(2-5)

其中  $D_i^2$  為式 2-4 所示。

總和單元分別完成加權向量的加總以及  $Y$  的所有觀測值乘以加權向量值的加總。總和單元的兩個輸出分別如式 2-6 與 2-7 所示：

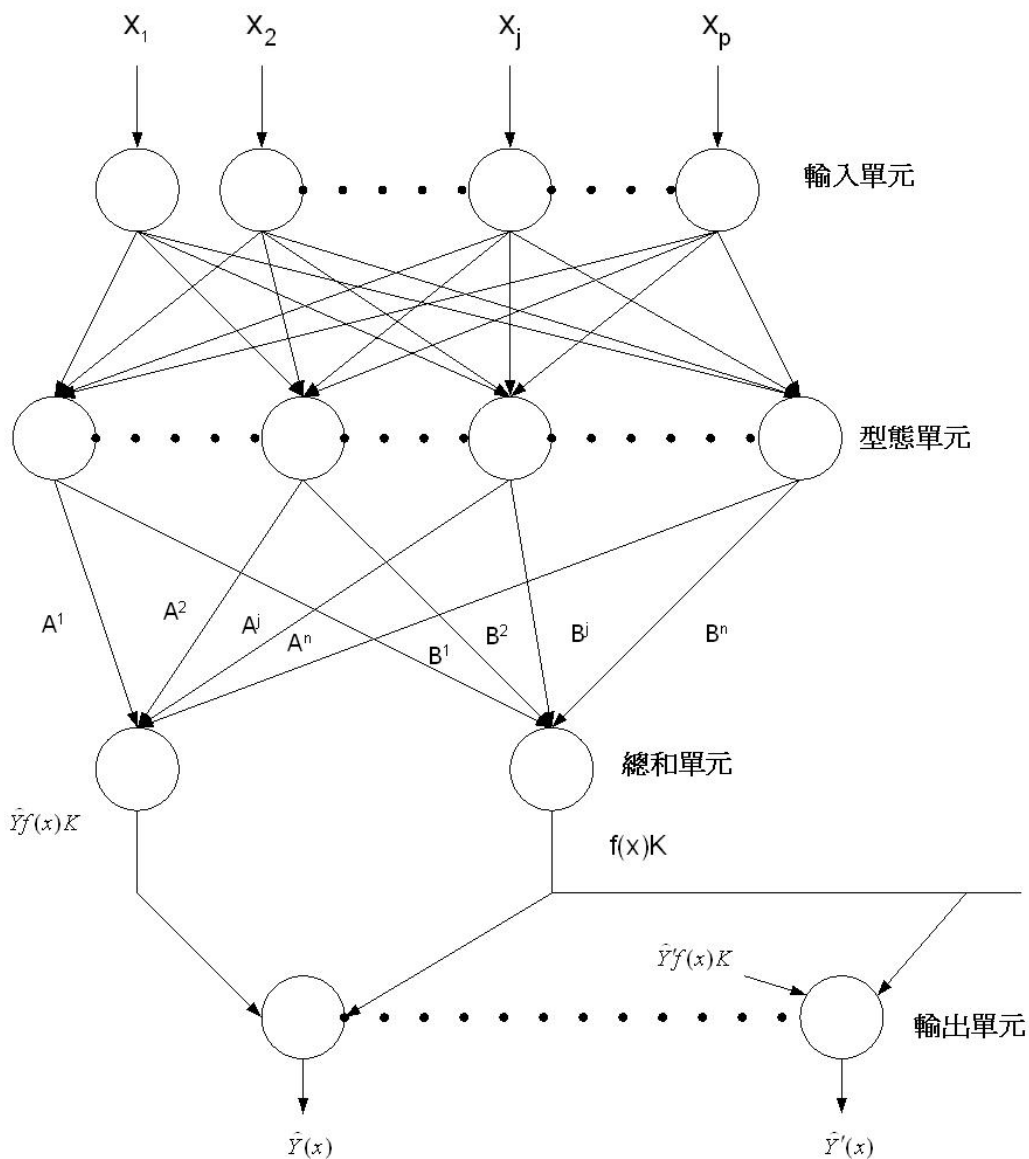


圖 2-1 GRNN 之網路架構 (取自 Specht, D.F., "A general Regression Neural Network", IEEE Transactions on Neural Networks, v. 2, n6, pp. 568-576, Nov

1991)

$$\sum_{i=1}^n y^i \exp\left[-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right]$$

(2-6)

$$\sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right]$$

(2-7)

輸出單元則是總和單元的兩個輸出值相除（公式 2-6 除以公式 2-7），可以得到  $Y$  的估計值  $\hat{Y}(x)$ 。

### 2.2.2 GRNN 網路執行步驟

GRNN 網路執行步驟如圖 2-2 所示，可分成學習過程與回想過程，其中學習過程包括：決定要輸入的樣本、將樣本依比例分成訓練樣本與測試樣本兩組，設定網路平滑參數值，由訓練樣本輸入的變數學習出最佳的模式；回想過程包括：將訓練樣本變數代入網路中、由學習過程所得之最佳模式導出輸出值。



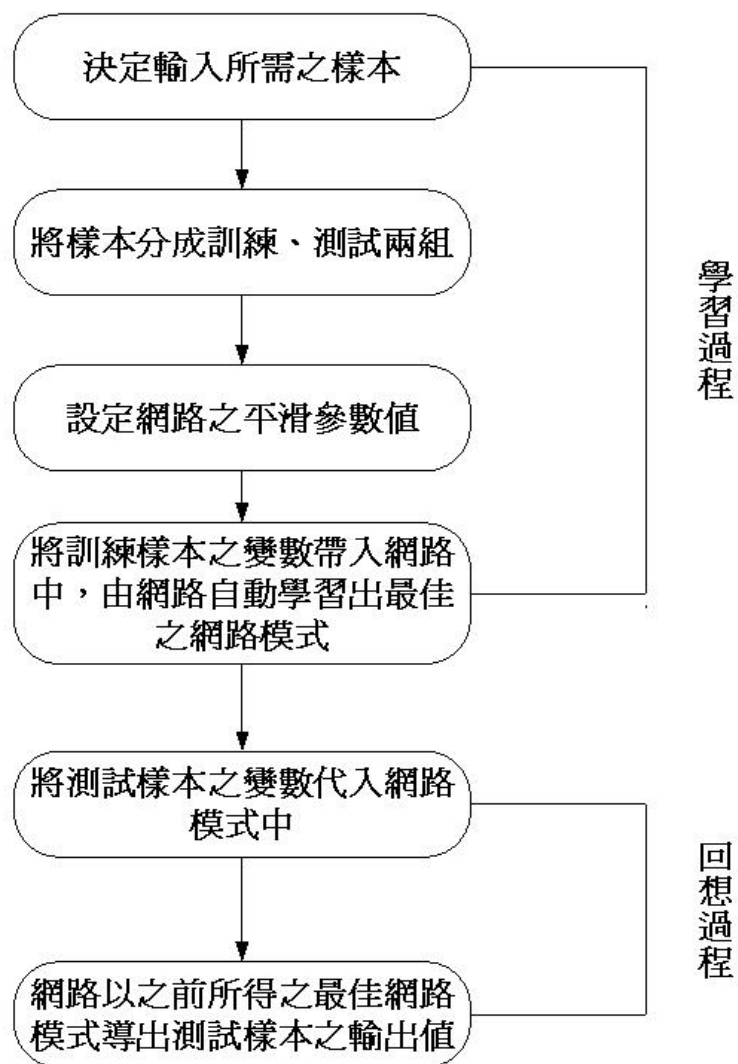


圖 2-2 GRNN 網路執行步驟圖

### 2.2.3 GRNN 與其他監督式學習網路的差異

一、除了 GRNN，其他的監督式網路學習過程為：

- (1) 以隨機變數設定初始網路連結加權值。
- (2) 將訓練範例之輸入向量載入到網路的輸出層，經過回想過程計算推論輸出

向量。

- (3) 將計算推論的輸出向量和訓練樣本的目標輸出向量之差異修正網路連結加權值。
- (4) 重複回想過程計算推論輸出向量、修正網路連結加權值，直到收斂。

二、GRNN 和其他監督式類神經網路 BPN、PNN 的不同如下：

- (1) GRNN 網路連結加權值由訓練樣本的輸入向量和輸出向量決定。
- (2) GRNN 回想過程和學習過程分開。
- (3) GRNN 學習沒有迭代過程，GRNN 學習過程為一次學習 (one-pass learning)。

#### 2.2.4 GRNN 之優點

以下是 GRNN 之優點介紹

- (1) 由於 GRNN 隱藏層節點數同輸入單元節點數，也就是運算單元較 BPN 多，因此網路學習速度快。
- (2) 模式之參數只需設定隱藏層的平滑參數，不需考慮隱藏層節點數及隱藏層數，設定時間簡短，也減少影響模式之設定參數數目，也就是模式之影響因子變少，大大減少了類神經網路所為人詬病的參數設定影響。
- (3) 因為 GRNN 不是使用最陡坡降法，所以減少了像 BPN 可能只尋找到區域最佳解(local optimal)的機會。
- (4) GRNN 學習過程為一次學習，所以 GRNN 不需擔心過度訓練 (over training) 或訓練不足 (under training) 的問題。

#### 2.3 GRNN 之介紹

Disorntertiwat 與 Dagli[32]研究 GRNN 於財務預測之能力。他們利用 GRNN 當作理論基礎，提出 Simple Ensemble-average Model，用來驗證此模式在財務預測方面的準確性。研究結果顯示以 GRNN 為基礎的所建構的模式，不管在趨勢修正(direction correctness)與預測值方面，都有高度的預測性。

Leung、Chen 與 Daouk[34]於預測匯率比較 GRNN 與 Multi-layered Feed-forward Network(MLFN)、Multivariate Transfer Function 和 Random Walk

Models 等方法在預測匯率上的準確度。研究結果顯示 GRNN 比其他三種預測方法，擁有較高的預測準確性。

丁義恩[1]應用類神經網路預測匯率走勢。他以 GRNN 和 BPNN 來預測長短期的五種貨幣匯價走勢情形，並比較這兩種方法的優缺點。他的分析結果顯示 GRNN 不管在長期跟短期匯價走勢預測上都比 BPNN 正確率高。

吳永宏[5]以電信業為例構建類神經網路服務品質衡量模式。他分別將經過因素分析的資料和沒經過因素分析的資料，分別利用迴歸分析、GRNN、BPNN、半徑式函數網路 (radial basis function network, RBFN) 方法，來建立服務品質評估模式。分析結果顯示以不經過因素分析之原始資料，配合 GRNN 所得的品質衡量模式，其均方差 (mean square error) 最小。

## 2.4 倒傳遞神經網路之介紹

倒傳遞類神經網路，於目前的類神經網路學習模式中是最具代表性，最常被應用的模式，其屬於監督式學習網路，適合診斷和預測等應用。

### 2.4.1 網路架構



倒傳遞類神經網路的架構，包括輸入層、隱藏層、輸出層，每一層是由許多的節點(node)，或稱神經元(neuron)所組成；每一個節點的輸出，乘上其相對應的加權連結值(weights)再加總，相加的總和稱為節點的淨輸入，網路中的每一個節點都必須先產生淨輸入，淨輸入值透過激發函數(activation function)計算後，產生了輸出訊號。各層介紹如下：

1. 輸入層：用來表示網路的輸入變數，輸入變數數目依問題而定。此層使用線性轉換函數，也就是  $f(x)=x$ 。
2. 隱藏層：隱藏層中的神經元稱為隱藏元，用來表現輸入處理單元間的交互影響，處理單元的數目無標準的方法可以決定，通常以試驗的方法來決定。此層使用的是非線性轉換函數。
3. 輸出層：為網路的輸出變數之表現，網路於訓練時，此時輸出的為訓練值，將訓練值和實際值的誤差，回饋連結加權值(connected weights)，調整加權值到最佳狀態，也就是到網路收斂為止。此層處理單元的數目也是依問題而定。使用非線性轉換函數。

網路架構如圖 2-3 所示：

處理單元的輸入值和輸出值之關係式，一般可用輸入值的加權乘積和之函數來表示，函數如式 2-8 所示：

$$Y_j = f(\text{net}_j)$$

$$\text{net}_j = \sum W_{ij} X_i - \theta_j$$

(2-8)

其中

$Y_j$  = 輸出變數，模仿生物神經元的模型輸出訊號。

$f$  = 轉換函數，模仿生物神經元的模型的非線性處理機能，為一個用來將從其他處理單元輸入的輸入值之加權乘積和，轉換成處理單元輸出的數學公式。

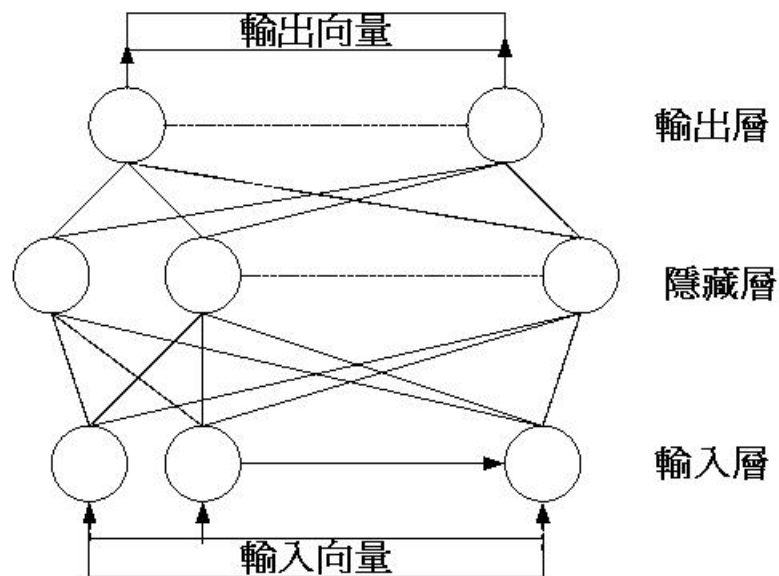


圖 2-3 BPNN 網路架構圖

資料來源：葉怡成 (1999)

$W_{ij}$  = 連結加權值，模仿生物神經元的模型的突觸強度。

$X_i$  = 輸入變數，模仿生物神經元的模型的輸入訊號。

$\theta_j$  = 門限值，模仿生物神經元的模型的閾值，又稱偏權值。

倒傳遞類神經網路最常使用的非線性轉換函數為雙彎曲函數，其公式如式 2-9 所示：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

(2-9)

這種函數的特性是當自變數  $x$  趨近正負無窮大時，函數  $f(x)$  會趨近於常數且介於  $(0, 1)$  之間。雙彎曲函數圖如圖 2-4 所示：



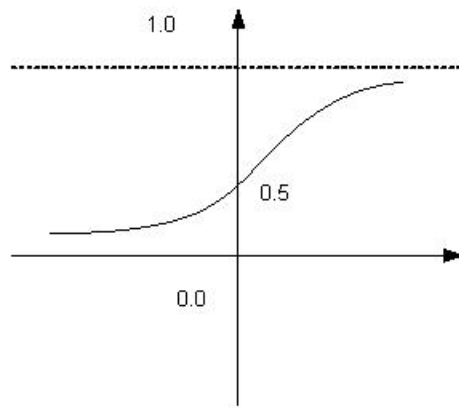


圖 2-4 雙彎曲函數圖

資料來源：葉怡成（1999）

#### 2.4.2 BPNN 之網路執行步驟

BPNN 之網路執行步驟如圖 2-5 所示，網路一開始自行設定初始權重和閾值、由輸入資料推導輸出向量、藉由輸入和輸出資料的關係來調整權重值、判斷模式是否收斂，若收斂則得到最佳模式，若不收斂則必須重新輸入資料調整參數設定，重複之前的動作直到收斂。

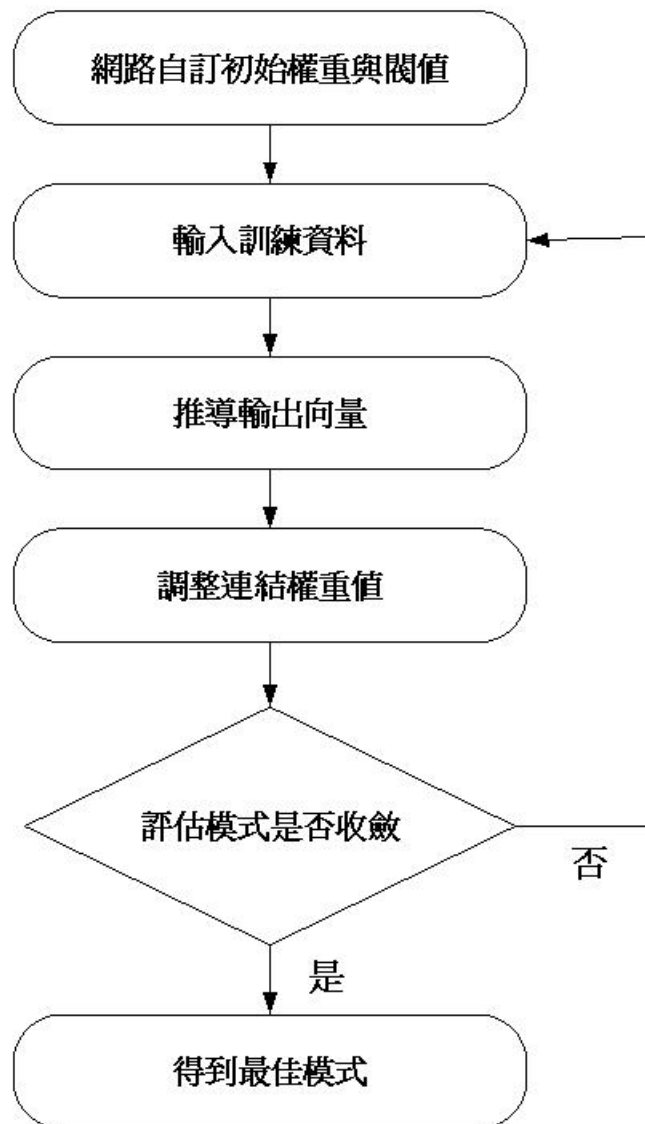


圖 2-5 BPNN 網路執行步驟圖

# 第三章 GRNN 財務危機預警模式之構建

## 3.1 研究架構

本研究建構之 GRNN 財務危機預警模式之流程如圖 3-1 所示，其分析步驟簡介如下：

步驟一：樣本之蒐集與整理

### 1. 財務危機樣本之選擇

依據本研究第二章之財務危機公司的定義，將財務危機公司定義為全額交割股及停止買賣者，以及台灣證券交易所出版之營運困難上市公司概況表所列之公司；選取樣本的時間範圍為民國 84 年至 91 年間台灣股票上市之公司，以隨機的方式選取危機公司，選取的公司行業排除金融業、保險業及證券業，其原因如下：

- (1)、金融業、保險業、證券業之財務報表及公司特性皆與一般產業不同，不具比較基礎，因此予以排除。
- (2)、其他業並不屬於任何行業，於選取其相對應之健全公司樣本時，無法依原則選取。

### 2. 財務健全樣本之選擇

由於 Zmijewski[40]提出以配對抽樣所導致基礎偏誤和樣本選擇偏誤並不會影響預測的分類誤差率，因此本研究使用的配對樣本法和 Beaver[30]所採用之對照樣本法一樣，其選取標準如下：

- (1) 與危機企業一樣的產業。
- (2) 與危機企業股本（也就是營收金額）及資產額差距不大的企業。
- (3) 在民國 91 年以前沒有被台灣證券交易所列為營運困難之公司。

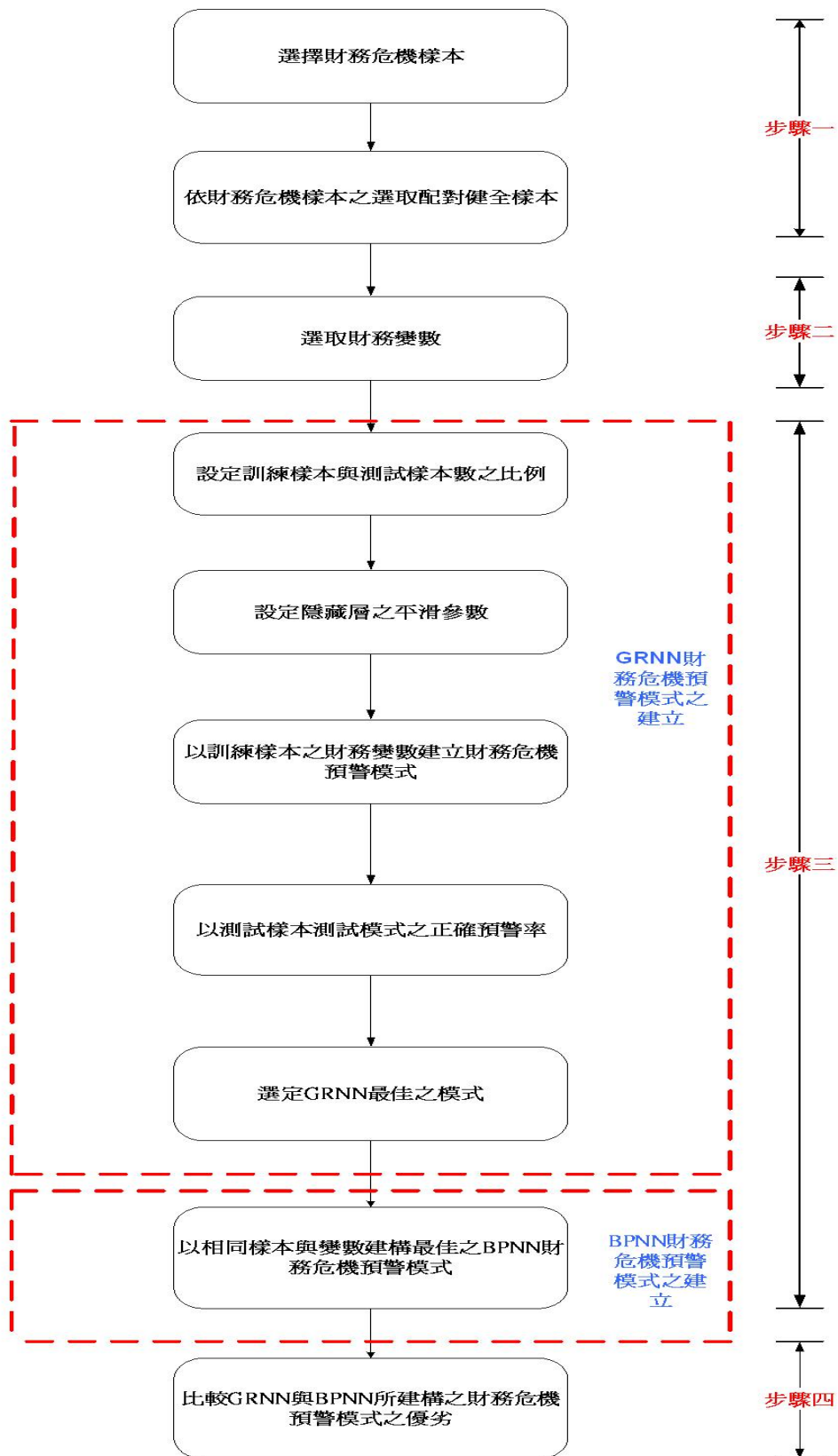


圖 3-1 GRNN 財務預警模式建構流程

### 3. 資料來源

本研究樣本及變數之資料來源如下：

- (1) 台灣經濟新報資料庫。
- (2) 台灣證券交易所證券公開說明書及公開上市、上櫃公司之年報。
- (3) 台灣證券交易所發行之上市證券公司財務資料彙編。
- (4) 台灣證券交易所出版之營運困難公司概况表。

#### 步驟二:財務變數之蒐集與整理

本研究所選取的財務變數期間為公司被定義為財務危機公司之前的四季資料，而所使用之財務變數，為自國內之金融機構、中外文獻以及財務分析書籍所經常使用的財務比率中所選取，而國內之金融機構於評估企業信用常用之財務比率整理表格如圖 3-2 所示。

本研究將所選取的 26 個財務比率變數可分類成五個屬性，分別為償債能力分析、經營能力分析、財務結構分析、現金流量分析、成長力分析。而這五種分析也跟財務報表分析的目的相符。其各項財務比率分類如圖 3-3 所示。

以下將根據萬哲鈺、高崇瑋[20]及國立空中大學所著之財務報表分析[4]分別為償債能力分析、經營能力分析、財務結構分析、現金流量分析、成長力分析，五種財務比率分類做解釋。

#### 1. 償債能力分析

償債能力分析重點在於企業應變短期債務之能力。若是企業無法負擔短期債務的償債需求，將會很容易就陷入週轉不靈的困境，企業勢必要被迫出售非流動性資產，而間接導致企業與其供應商、客戶的往來關係受影響，一段時間之後，企業的信用評等也會降低。由於信用不佳，金融機構對於企業貸款的意願將降低，且企業之舉債空間與舉債能力也會因償債能力不足而受到壓迫。因此企業短期償債能力對於衡量企業有無發生急迫性財務危機的風險是很重要的一項課題。本研究取以下五個常用的償債能力指標當償債能力的變數：

單位所 財務比率	台灣證券交易	中華徵信社	銀行公會	彰化銀行	台北市銀	中國商銀	土地銀行	合作金庫	上海商銀	交通銀行	世華銀行	華南銀行	大安銀行	大眾銀行	台新銀行	合計
流動比率	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	15
存貨週轉率	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎		◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	14
稅前純益率	◎	◎	◎			◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎	13
應收帳款週轉率	◎	◎	◎	◎	◎	◎	◎		◎	◎	◎		◎	◎	◎	13
速動比率	◎	◎	◎	◎	◎		◎			◎	◎		◎	◎	◎	11
資本淨值報酬率		◎	◎	◎	◎	◎	◎				◎				◎	8
固定長期適合率	◎		◎	◎						◎	◎		◎	◎	◎	8
資本淨值/固定資產	◎			◎	◎	◎	◎					◎			◎	7
營業額成長率					◎	◎	◎	◎	◎			◎			◎	7
固定資產週轉率	◎	◎		◎	◎	◎	◎	◎	◎						◎	7
資本淨值/資產總額					◎	◎	◎	◎	◎			◎			◎	6
總資產週轉率	◎		◎					◎		◎		◎			◎	6
負債比率	◎		◎			◎	◎			◎		◎				6
總資產報酬率	◎				◎	◎	◎				◎				◎	6
資本淨值週轉率		◎			◎		◎		◎						◎	5
淨利成長率					◎				◎		◎		◎			4
債本比	◎	◎		◎									◎			4
財務費用率			◎									◎	◎			3
營業利益率	◎	◎												◎		3
營業毛利率	◎	◎														2
現金流量比率	◎															1
現金流量允當比率	◎															1
營業成本率															◎	1

圖 3-2 國內之金融機構於評估企業信用常用之財務比率

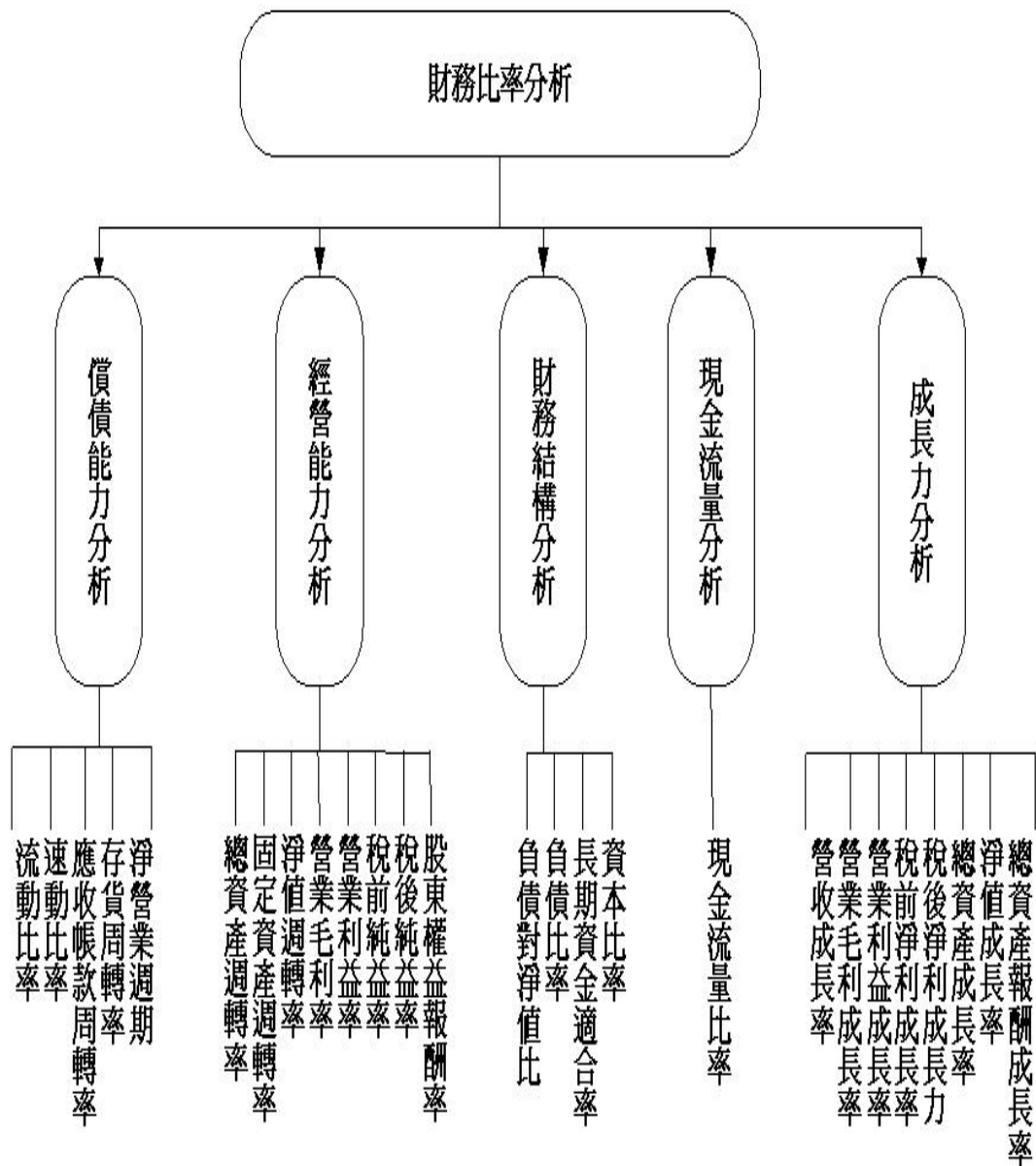


圖 3-3 各項財務比率分類

資料來源：萬哲鈺、高崇瑋[20]及國立空中大學所著之財務報表分析[4]

- (1) 流動比率 = 流動資產 / 流動負債 \* 100
- (2) 速動比率 = (流動資產 - 存貨 - 預付款項 - 其他流動資產) / 流動負債 \* 100
- (3) 應收帳款週轉次 = 營業收入淨額 / 平均(應收帳款及票據 + 應收票據貼現)
- (4) 存貨週轉率(次) = 營業成本 / 平均存貨
- (5) 淨營業週期(日) = 應收帳款收現天數 + 平均銷售天數 - 應付帳款付現天數

## 2. 經營能力分析

企業要營運及獲利就必須靠資產，流動資產供應公司營運而固定資產則供應公司獲利的基礎。所以，資產運轉的效率（也就是周轉率）和公司是否能有效達成目標相當有關。公司支配可運用的資源進行營業活動來創造利潤，公司的經營能力強，則相對的可從同樣的資源中獲得較高的利潤。判斷公司經營能力可分成效率面及獲利面；效率面指標顯示公司投入之資本或資產創造營業收入之能力，獲利面指標則衡量公司創造之利潤占營業收入或投入資本的比率。

經營效率指標共有：

- (1) 總資產週轉次數 = 營業收入淨額 / 平均資產總額
- (2) 固定資產週轉次 = 營業收入淨額 / 平均固定資產
- (3) 淨值週轉率(次) = 營業收入淨額 / 平均淨值

獲利能力指標共有：

- (1) 營業毛利率 = 營業毛利 / 營業收入淨額 \* 100
- (2) 營業利益率 = 營業利益 / 營業收入淨額 \* 100
- (3) 稅前淨利率 = 稅前淨利 / 營業收入淨額 \* 100
- (4) 稅後淨利率 = 稅後淨利 / 營業收入淨額 \* 100
- (5) 股東權益報酬率 = 稅後淨利 / 平均淨值 \* 100



### 3. 財務結構分析

財務結構分析的主要功能，在於明確區分企業營運所使用的資金來源，用來協助分析者評估企業發生財務危機的風險。不同型態的資金風險程度當然不同，因此債權人及股東在於提供資金企業運用前，應對企業之財務結構有所分析，並對風險與報酬之間加以權衡，以採取有利的決策。本研究取以下四種常用的財務結構指標當財務結構的變數：

- (1) 總負債 / 總淨值 = 負債總額 / 淨值 \* 100
- (2) 負債比率 = 負債總額 / 資產總額 \* 100
- (3) 長期資金適合率 = (淨值 + 長期負債) / 固定資產 \* 100
- (4) 淨值比率 (資本比率) = 淨值 / 資產總額 \* 100

### 4. 現金流量分析

企業經常以現金流量分析來評估其立即償債能力，如果不能有效衡量現金流入、流出狀況，則容易造成企業週轉不靈，進而出現倒閉的風險。現金流量比率之定義如下：

現金流量比率 = 來自營業現金流量 / 流動負債 \* 100

### 5. 成長力分析

成長力分析為一橫段面分析技巧，將過去幾年的財務資訊換算成比率或指數，能提供股東或是債權人明瞭公司過去幾年促成該趨勢之企業政策、管理者的經營理念、動機、公司的成長速度以及未來的成長潛力。本研究取以下八種常用的成長力指標當成長力的變數：

- (1) 營收成長率 = (營業收入淨額 - lag 營業收入淨額) / ABS(lag 營業收入淨額) \* 100
- (2) 營業毛利成長率 = 毛利增減額 / ABS(去年同期毛利)
- (3) 營業利益成長率 = (營業利益 - lag 營業利益) / ABS(lag 營業利益)

\*100

(4) 稅前淨利成長率 = 稅前淨利增減額 / ABS(去年同期稅前淨利)

(5) 稅後淨利成長率 = (稅後淨利 - lag 稅後淨利) / ABS(lag 稅後淨利)

\*100

(6) 總資產成長率 = 總資產增減額 / ABS(去年同期總資產)

(7) 淨值成長率 = (淨值 / lag 淨值 - 1) \* 100

(8) 總資產報酬成長率 = (稅前息前折舊前淨利 - lag 稅前息前折舊前淨利)

### 步驟三：以類神經法構建財務危機預警模式

#### 1. GRNN 財務危機預警模式之建構步驟

由於目前國內外之學者對於類神經網路之參數設計並無很明確之準則，所以本研究以試誤法來進行模式參數之設定。

(1) 訓練樣本與測試樣本數的比例

(i) 訓練樣本數：為總樣本數之 80%。

(ii) 測試樣本數：為總樣本數之 20%。

(2) 設定隱藏層的平滑參數

採試誤法：平滑參數通常介於 1~0.1 之間，本研究設定為 1.0、0.75、0.5、0.25 等四種平滑參數值試誤。

(3) 以訓練樣本之財務變數訓練網路來建立財務危機預警模式。

由本研究所選取之訓練樣本的財務變數，輸入至類神經網路軟體中進行運算。

(4) 以測試樣本測試財務危機預警模式之預警正確率。

由本研究所選取之測試樣本的財務變數，輸入至類神經網路軟體中進行預測。

(5) 選定最佳之模式

本研究以訓練樣本及測試樣本所得模式之總和 MSE 值平均最小者為最佳之模式。

利用 GRNN 構建財務危機預警模式之步驟如圖 3-4 所示：

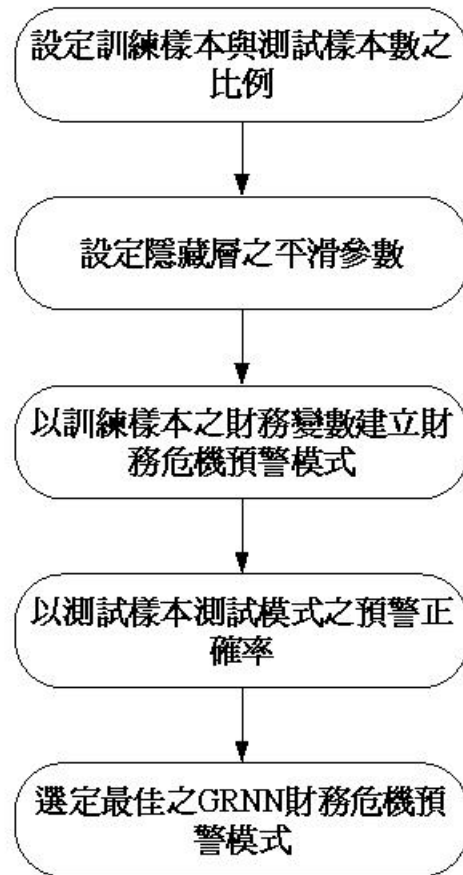


圖 3-4 本研究利用 GRNN 構建財務危機預警模式之步驟

## 2. BPNN 財務危機預警模式之建構步驟

由於目前國內外之學者對於類神經網路之參數設計並無很明確之準則，所以本研究以試誤法來進行模式參數之設定。

### (1) 訓練樣本與測試樣本數的比例

- (i) 訓練樣本數：為總樣本數之 80%。
- (ii) 測試樣本數：為總樣本數之 20%。

### (2) 設定隱藏層數

參考葉怡成 (1995) 之研究，BPNN 之隱藏層層數越多，計算就越複雜，越容易有區域極小值之問題，所以通常隱藏層數都不會超過二，而隱藏層數二跟一所得結果通常差別不大，所以本研究隱藏層數採用一層。

(3) 設定隱藏層節點數

對於隱藏層節點數的設定方法，各學者意見不一，本研究將利用以下二種最常被使用之設定隱藏層節點數方法，測試模式之預警性：

(i)Kolmogorov[33]

$$\text{隱藏層節點數} = 2 * (\text{輸入層節點數}) + 1$$

(ii)葉怡成[23]

$$\text{隱藏層節點數} = (\text{輸入層節點數} * \text{輸出層節點數})^{1/2}$$

(4) 設定學習速率

由於學習速率通常介於 1.0~0.1 之間，所以本研究之學習速率設定分別為：0.2、0.4、0.6、0.8。

(5) 設定慣性因子

由於慣性因子通常介於 1.0~0.1 之間，所以本研究之慣性因子設定分別為：0.2、0.4、0.6、0.8。

(6) 設定學習次數

本研究由模式的誤差收斂情形取其學習次數，當模式收斂情形達到平滑狀態即停止。



(7) 選定最佳之模式

本研究以訓練樣本及測試樣本所得模式之總和 MSE 值平均最小者為最佳之模式。

利用 BPNN 建構財務危機預警模式之步驟如圖 3-5 所示：

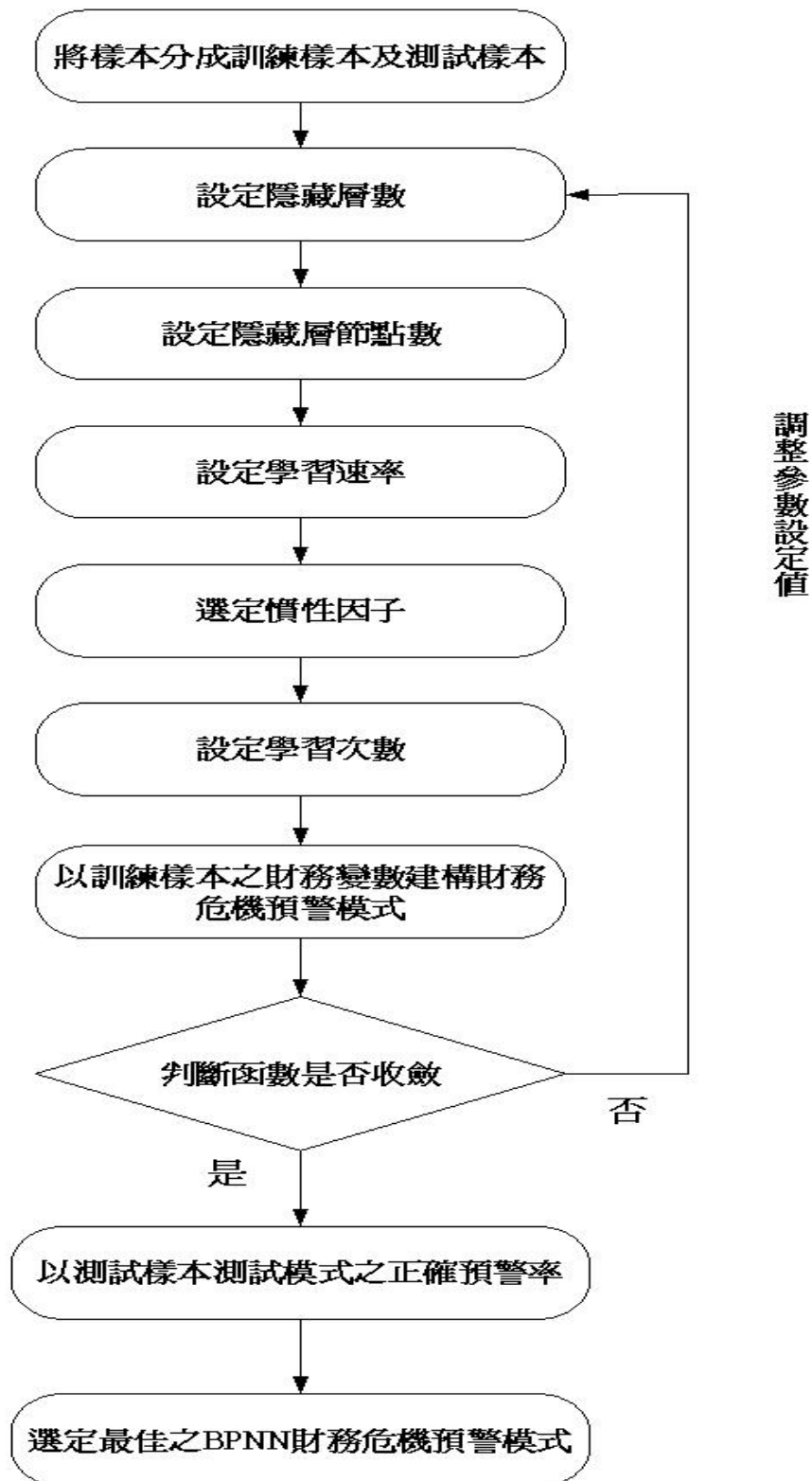


圖 3-5 利用 BPNN 建構財務危機預警模式之步驟

#### 步驟四：GRNN 與 BPNN 財務危機預警模式之比較

由步驟三所得之 GRNN 與 BPNN 所建構的最佳財務危機預警模式, 比較此兩種最佳模式之正確預警率, 正確預警率較高者表示其模式較佳。

上述步驟在第四章中以實例說明其可行性及有效性。



## 第四章 實證分析

本章依據第三章所提之研究架構，進行實際數據之分析。首先列出所選取的危機公司與其對應之健全公司，接著針對其財務資料進行GRNN及BPNN之分析。

### 4.1 財務危機樣本及財務健全樣本之選擇

依據第二章財務危機公司及財務健全公司之定義，用隨機方式選擇財務危機及與其配對之財務健全樣本公司各 30 家，如表 4-1 所示；另依第三章所定義之樣本選擇方式，分別將表 4-1 中之 60 家公司依產業別統計如表 4-2。

表 4-1 研究樣本及選樣期間

財務危機樣本		配對財務健全樣本	
公司名稱	變更交易方法日期	公司名稱	配對季別
大鋼	880206	大成鋼	87-3, 87-2, 87-1, 86-4
中信	901107	麗嬰房	90-2, 90-1, 89-4, 89-3
太設	920508	國建	91-4, 91-3, 91-2, 91-1
太電	920508	聲寶	91-4, 91-3, 91-2, 91-1
台一	910507	中電	90-4, 90-3, 90-2, 90-1
亞瑟	910507	國巨	90-4, 90-3, 90-2, 90-1
佳錄	920707	固緯	92-1, 91-4, 91-3, 91-2
尚鋒	880510	東陽	87-4, 87-3, 87-2, 87-1
林三號	920422	龍邦	91-4, 91-3, 91-2, 91-1

皇普	920508	興富發	91-4, 91-3, 91-2, 91-1
美格	901107	菱生	90-2, 90-1, 89-4, 89-3
茂矽	920626	台達	92-1, 91-4, 91-3, 91-2
國賓瓷	880908	和成	88-2, 88-1, 87-4, 87-3
凱聚	920620	羅馬	92-1, 91-4, 91-3, 91-2
惠勝	900906	聯華	90-3, 90-2, 90-1, 89-4
華隆	910507	新纖	90-4, 90-3, 90-2, 90-1
裕豐	901107	名軒	90-2, 90-1, 89-4, 89-3
嘉畜	910507	宏益	89-4, 89-3, 89-2, 89-1
櫻建	910507	皇翔	89-4, 89-3, 89-2, 89-1
味王	890725	佳格	89-1, 88-4, 88-3, 88-2
友力	880206	一銅	87-3, 87-2, 87-1, 86-4
環電	880220	華碩	87-3, 87-2, 87-1, 86-4
新燕	900508	嘉裕	89-4, 89-3, 89-2, 89-1
誠洲	900802	明碁	90-1, 89-4, 89-3, 89-2
元富鋁	900418	華城	89-4, 89-3, 89-2, 89-1
正豐	850923	中化	85-2, 85-1, 84-4, 84-3
萬有	870908	永豐餘	87-2, 87-1, 86-4, 86-3
南港	840925	台橡	84-2, 84-1, 83-4, 83-3
大穎	880908	永裕	88-2, 88-1, 87-4, 87-3
中強	880922	聯強	88-2, 88-1, 87-4, 87-3



表 4-2 研究樣本產業別家數彙總表

產業別	財務危機公司數	財務健全公司數	合計
食品	2	2	4
紡織	4	4	8
資訊電子	7	7	14
電線	2	2	4
營建	4	4	8
玻璃	2	2	4
鋼鐵	2	2	4
百貨	1	1	2
化學	1	1	2
造紙	1	1	2
橡膠	1	1	2
塑膠	2	2	4
機電	1	1	2
合計	30	30	60

#### 4.2 財務變數之蒐集與整理

依據第三章所選取之 26 項財務變數:流動比率、速動比率、應收帳款週轉率、存貨週轉率、淨營業週期、總資產週轉率、固定資產週轉率、淨值週轉率、營業毛利率、營業利益率、稅前純益率、稅後純益率、股東權益報酬率、負債對淨值比、負債比率、長期資金適合率、資本比率、現金流量比率、營收成長率、營業毛利成長率、營業利益成長率、稅前淨利成長率、稅後淨利成長力、總資產

成長率、淨值成長率、總資產報酬成長率，自台灣經濟新報資料庫選取 60 家公司之上述 26 項財務變數值。

### 4.3 GRNN 財務危機預警模式之建立

本研究之 GRNN 財務危機預警模式之建立，是以試誤法來測試模式之正確預警率。首先令財務危機公司在類神經網路中輸出表示為 1，財務健全公司在類神經網路中輸出表示為 0，由於本研究認為以訓練樣本與測試樣本所得之模式正確性同等重要，所以以訓練樣本及測試樣本所得模式之總和 MSE 值平均最小者為最佳之模式。本研究利用類神經軟體 Neuroshell®2 構建財務危機預警模式，以獲得在訓練樣本及測試樣本下模式之 MSE 值。

本研究之 GRNN 財務危機預警模式構建步驟如下：

#### (1) 訓練樣本與測試樣本數

##### (i) 選取訓練樣本

本研究所選取之訓練樣本數佔總樣本數之 80%，也就是訓練樣本數為 48 筆。

##### (ii) 選取測試樣本

本研究所選取之測試樣本數佔總樣本數之 20%，也就是測試樣本數為 12 筆。

訓練樣本與測試樣本由 60 筆中隨機選取出不同的 10 組樣本。

#### (2) 分別以訓練樣本及測試樣本建立 GRNN 財務危機預警模式

本研究以試誤法嘗試在四種平滑參數 ( $\sigma$ ) 下，分別建立財務危機發生之前四季的十組訓練樣本及測試樣本之 GRNN 財務危機預警模式，並計算十組樣本下模式之平均 MSE 值，如表 4-3 至表 4-6 所示。

(i) 財務危機發生前第一季

表 4-3 財務危機發生前第一季之 GRNN 模式之平均 MSE 值

樣本別 \ 平滑參數 ( $\sigma$ )	1	0.75	0.5	0.25
	平均 MSE			
訓練	0.064	0.044	<b>0.034(93.75%)</b>	0.055
測試	0.052	0.034	<b>0.026(100%)</b>	0.063

由表 4-3 可知當平滑參數為 0.5 時，危機發生前第一季的訓練樣本和測試樣本預警模式之平均 MSE 值最小，訓練樣本預警模式之正確預警率為 93.75%，測試樣本預警模式之正確預警率為 100%，平均正確預警率為 96.875%。



(ii) 財務危機發生前第二季

表 4-4 財務危機發生前第二季之 GRNN 模式之平均 MSE 值

樣本別 \ 平滑參數 ( $\sigma$ )	1	0.75	0.5	0.25
	平均 MSE			
訓練	0.092	<b>0.073(89.58%)</b>	0.071	0.088
測試	0.05	<b>0.062(91.67%)</b>	0.082	0.084

由表 4-4 可知當平滑參數為 0.75 時，危機發生前第二季的訓練樣本和測試樣本預警模式之平均 MSE 值最小，訓練樣本預警模式之正確預警率為 89.58%，測試樣本預警模式之正確預警率為 91.67%，平均正確預警率為 90.625%。

(iii) 財務危機發生前三季

表 4-5 財務危機發生前三季之 GRNN 模式之平均 MSE 值

樣本別 \ 平滑參數 ( $\sigma$ )	1	0.75	0.5	0.25
	平均 MSE			
訓練	0.124	0.086	<b>0.102(85.42%)</b>	0.121
測試	0.11	0.071	<b>0.043(91.67%)</b>	0.032

由表 4-5 可知當平滑參數為 0.5 時，危機發生前三季的訓練樣本和測試樣本預警模式之平均 MSE 值最小，訓練樣本預警模式之正確預警率為 85.42%，測試樣本預警模式之正確預警率為 91.67%，平均正確預警率為 88.545%。



(IV) 財務危機發生前第四季

表 4-6 財務危機發生前第四季之 GRNN 模式之平均 MSE 值

樣本別 \ 平滑參數 ( $\sigma$ )	1	0.75	0.5	0.25
	平均 MSE			
訓練	0.147	<b>0.127(79.17%)</b>	0.187	0.246
測試	0.182	<b>0.198(83.33%)</b>	0.15	0.309

由表 4-6 可知當平滑參數為 0.75 時，危機發生前四季的訓練樣本和測試樣本預警模式之平均 MSE 值最小，訓練樣本預警模式之正確預警率為 79.17%，測試樣本預警模式之正確預警率為 83.33%，平均正確預警率為 81.25%。

#### 4.4 BPNN 財務危機預警模式之建立

首先令財務危機公司在類神經網路中輸出表示為 1，財務健全公司在類神經網路中輸出表示為 0，本研究之 BPNN 財務危機預警模式構建步驟如下：

##### (1) 訓練樣本與測試樣本

BPNN 財務危機預警模式之訓練樣本與測試樣本皆與 GRNN 之模式相同。

##### (2) 隱藏層節點數

本研究之隱藏層節點數計算方法如第三章所示，分別採用葉怡成[23]、Kolmogorov[39]所建議之方法，經計算得結果分別為：5、53。

##### (3) 學習速率

如第三章所示，學習速率分別設為：0.2、0.4、0.6、0.8。



##### (4) 慣性因子

如第三章所示，慣性因子分別設為：0.2、0.4、0.6、0.8。

##### (5) 分別以訓練樣本及測試樣本建立 BPNN 財務危機預警模式

分別以同 GRNN 模式所選取之十組訓練樣本及測試樣本建立在 2 種隱藏層、4 種學習速率、4 種慣性因子下之 BPNN 財務危機預警模式，並計算十組樣本下模式之平均 MSE 值，表示如表 4-7 至表 4-14 所示：

##### (i) 財務危機發生前第一季

表 4-7 財務危機發生前一季之 BPNN 模式之 MSE 值 (隱藏層節點數 53)

慣性因子 \ 學習速率		0.2	0.4	0.6	0.8
		MSE			
0.2	訓練	0.024	0.026	0.026	0.018
	測試	0.119	0.114	0.116	0.107
0.4	訓練	0.023	0.048	0.031	0.062
	測試	0.143	0.186	0.119	0.193
0.6	訓練	0.053	0.06	0.068	0.034
	測試	0.175	0.196	0.166	0.1
0.8	訓練	0.057	0.029	<b>0.026 (95.83%)</b>	0.06
	測試	0.135	0.103	<b>0.089(91.67%)</b>	0.091

表 4-8 財務危機發生前一季之 BPNN 模式之 MSE 值 (隱藏層節點數 5)

慣性因子 \ 學習速率		0.2	0.4	0.6	0.8
		MSE			
0.2	訓練	0.053	0.062	0.045	0.042
	測試	0.116	0.109	0.113	0.112
0.4	訓練	0.063	0.048	<b>0.033</b>	0.054
	測試	0.122	0.115	<b>0.105</b>	0.092
0.6	訓練	0.045	0.06	0.035	0.052
	測試	0.121	0.088	0.108	0.102
0.8	訓練	0.089	0.054	0.061	0.046
	測試	0.119	0.131	0.124	0.109

由表 4-7 及 4-8 可知，模式在隱藏層數為 53、學習速率為 0.6、慣性因子為 0.8 時，其訓練和測試模式的 MSE 平均值最小，訓練樣本預警模式之正確預警率為 95.83%，測試樣本預警模式之正確預警率為 91.67%，平均正確預警率為 93.75%。

(ii) 財務危機發生前第二季

表 4-9 財務危機發生前二季之 BPNN 模式之 MSE 值 (隱藏層節點數 53)

慣性因子 \ 學習速率		0.2	0.4	0.6	0.8
		MSE			
0.2	訓練	0.115	0.088	0.131	0.094
	測試	0.141	0.112	0.131	0.166
0.4	訓練	0.094	<b>0.084 (87.5%)</b>	0.091	0.101
	測試	0.106	<b>0.114(83.33%)</b>	0.121	0.171
0.6	訓練	0.102	0.104	0.118	0.163
	測試	0.165	0.176	0.187	0.166
0.8	訓練	0.087	0.15	0.101	0.094
	測試	0.136	0.171	0.187	0.121

表 4-10 財務危機發生前二季之 BPNN 模式之 MSE 值 (隱藏層節點數 5)

慣性因子 \ 學習速率		0.2	0.4	0.6	0.8
		MSE			
0.2	訓練	0.092	0.106	0.098	0.113
	測試	0.162	0.144	0.158	0.165
0.4	訓練	0.102	0.11	0.112	0.097
	測試	0.134	0.142	0.118	0.122
0.6	訓練	0.095	0.105	0.09	<b>0.103</b>
	測試	0.128	0.119	0.131	<b>0.108</b>
0.8	訓練	0.112	0.106	0.095	0.108
	測試	0.144	0.107	0.121	0.111

由表 4-9 及 4-10 可知，模式在隱藏層數為 53、學習速率為 0.4、慣性因子為 0.4 時，其訓練和測試模式的 MSE 平均值最小，訓練樣本預警模式之正確預警率為 87.5%，測試樣本預警模式之正確預警率為 83.33%，平均正確預警率為 85.415%。

(iii) 財務危機發生前第三季

表 4-11 財務危機發生前三季之 BPNN 模式之 MSE 值 (隱藏層節點數 53)

慣性因子 \ 學習速率		0.2	0.4	0.6	0.8
		MSE			
0.2	訓練	0.191	0.223	0.248	0.232
	測試	0.097	0.102	0.128	0.117
0.4	訓練	0.218	0.246	0.246	0.25
	測試	0.108	0.113	0.125	0.115
0.6	訓練	0.171	0.199	0.208	0.190
	測試	0.112	0.122	0.122	0.117
0.8	訓練	0.224	0.191	0.241	0.208
	測試	0.195	0.116	0.162	0.112

表 4-12 財務危機發生前三季之 BPNN 模式之 MSE 值 (隱藏層節點數 5)

慣性因子 \ 學習速率		0.2	0.4	0.6	0.8
		MSE			
0.2	訓練	0.165	0.173	0.17	0.162
	測試	0.132	0.125	0.128	0.14
0.4	訓練	0.172	0.177	0.158(79.17%)	0.155
	測試	0.123	0.141	0.115(83.33%)	0.137
0.6	訓練	0.198	0.173	0.18	0.168
	測試	0.134	0.159	0.146	0.161
0.8	訓練	0.201	0.178	0.169	0.19
	測試	0.113	0.122	0.136	0.131

表 4-11 及 4-12 可知，模式在隱藏層數為 5、學習速率為 0.6、慣性因子為 0.4 時，其訓練和測試模式的 MSE 平均值最小，訓練樣本預警模式之正確預警率為 79.17%，測試樣本預警模式之正確預警率為 83.33%，平均正確預警率為 81.25%。

(IV) 財務危機發生前第四季



表 4-13 財務危機發生前四季之 BPNN 模式之 MSE 值 (隱藏層節點數 53)

慣性因子 \ 學習速率		0.2	0.4	0.6	0.8
		MSE			
0.2	訓練	0.132	<b>0.121 (81.25%)</b>	0.125	0.124
	測試	0.176	<b>0.171(75%)</b>	0.181	0.179
0.4	訓練	0.145	0.132	0.133	0.131
	測試	0.181	0.185	0.183	0.183
0.6	訓練	0.152	0.145	0.145	0.167
	測試	0.168	0.177	0.175	0.189
0.8	訓練	0.161	0.155	0.165	0.165
	測試	0.178	0.167	0.19	0.17

表 4-14 財務危機發生前四季之 BPNN 模式之 MSE 值 (隱藏層節點數 5)

慣性因子 \ 學習速率		0.2	0.4	0.6	0.8
		MSE			
0.2	訓練	0.146	0.139	0.152	0.143
	測試	0.193	0.184	0.191	0.201
0.4	訓練	0.172	0.154	0.168	0.147
	測試	0.206	0.196	0.194	0.183
0.6	訓練	0.168	0.173	0.176	0.17
	測試	0.196	0.181	0.198	0.203
0.8	訓練	0.176	0.183	0.164	0.169
	測試	0.195	0.175	0.178	0.183

由表 4-13 及 4-14 可知，模式在隱藏層數為 53、學習速率為 0.4、慣性因子為 0.2 時，其訓練和測試模式的 MSE 平均值最小，訓練樣本預警模式之正確預警率為 81.25%，測試樣本預警模式之正確預警率為 75%，平均正確預警率為 78.125%。

## 4.5 GRNN 與 BPNN 財務危機預警模式之比較

GRNN 與 BPNN 財務危機預警模式在四季之正確預警率的比較，如表 4-15、圖 4-1 至 4-3 所示：

表 4-15 各模式之正確預警率

時間 模式	前一季	前二季	前三季	前四季
	正確預警率			
GRNN 訓練樣本模式	93.75%	89.58%	85.42%	79.17%
GRNN 測試樣本模式	100%	91.67%	91.67%	83.33%
GRNN 模式平均預警率	<b>96.875%</b>	<b>90.625%</b>	<b>88.545%</b>	<b>81.25%</b>
BPNN 訓練樣本模式	95.83%	87.5%	79.17%	81.25%
BPNN 測試樣本模式	91.67%	83.33%	83.33%	75%
BPNN 模式平均預警率	<b>93.75%</b>	<b>85.415%</b>	<b>81.25%</b>	<b>78.125%</b>

由表 4-15、圖 4-1 至 4-3 可知不管是 GRNN 還是 BPNN 的財務危機預警模式，危機發生前一季的正確預警率皆最高，分別為 96.875%、93.75%，且皆會因所建立模式的年度離公司發生危機時點越久，正確預警率就越低。此外，GRNN 所建立的模型，除了前一季及前四季之訓練樣本模式的正確預警率較 BPNN 所建立的模型稍低外，其餘各季不管是訓練樣本模式還是測試樣本模式 GRNN 模型之正確預警率皆比 BPNN 模型高，尤其是測試樣本模式，GRNN 之正確預警率更顯著優於 BPNN 模型；而就兩模型四季的平均預警率而言，GRNN 模型均較 BPNN 所建立模型之正確預警率為高。

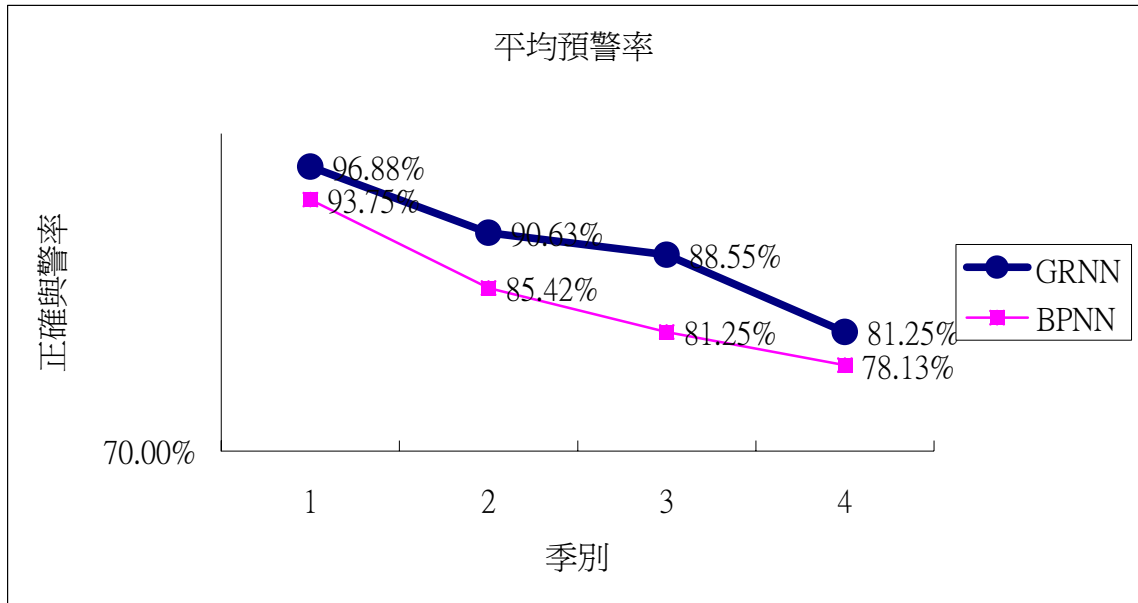


圖 4-1 GRNN 與 BPNN 模式各季平均預警率

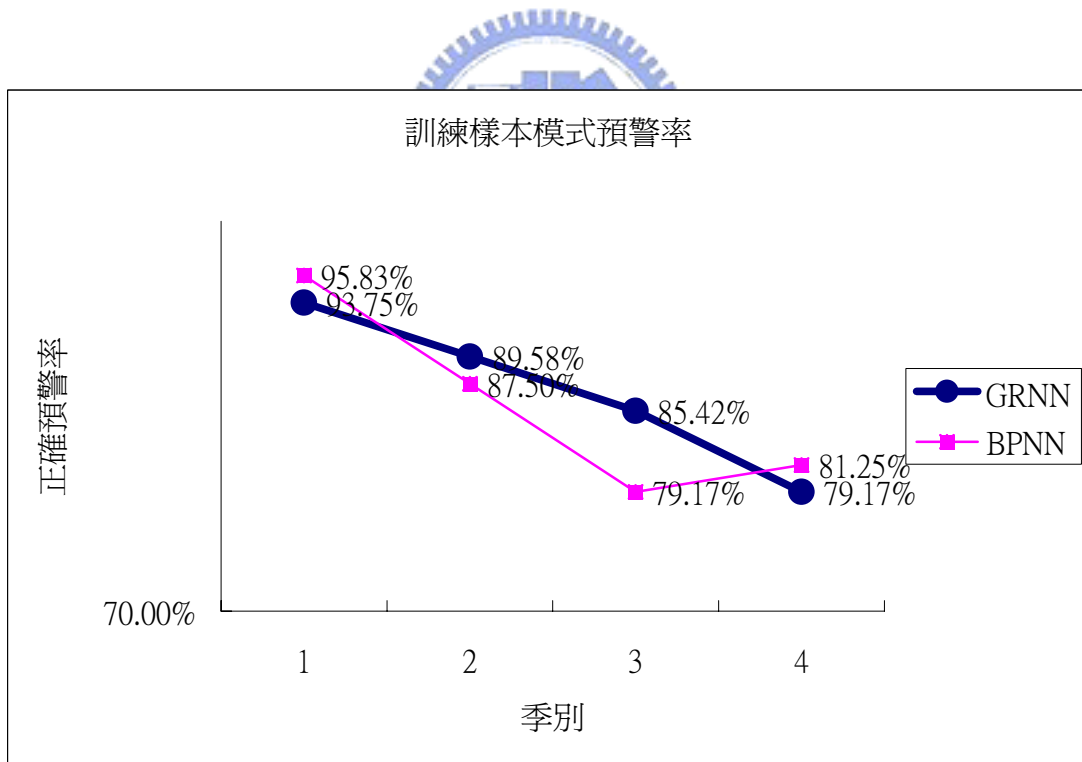


圖 4-2 GRNN 與 BPNN 訓練樣本模式各季平均預警率

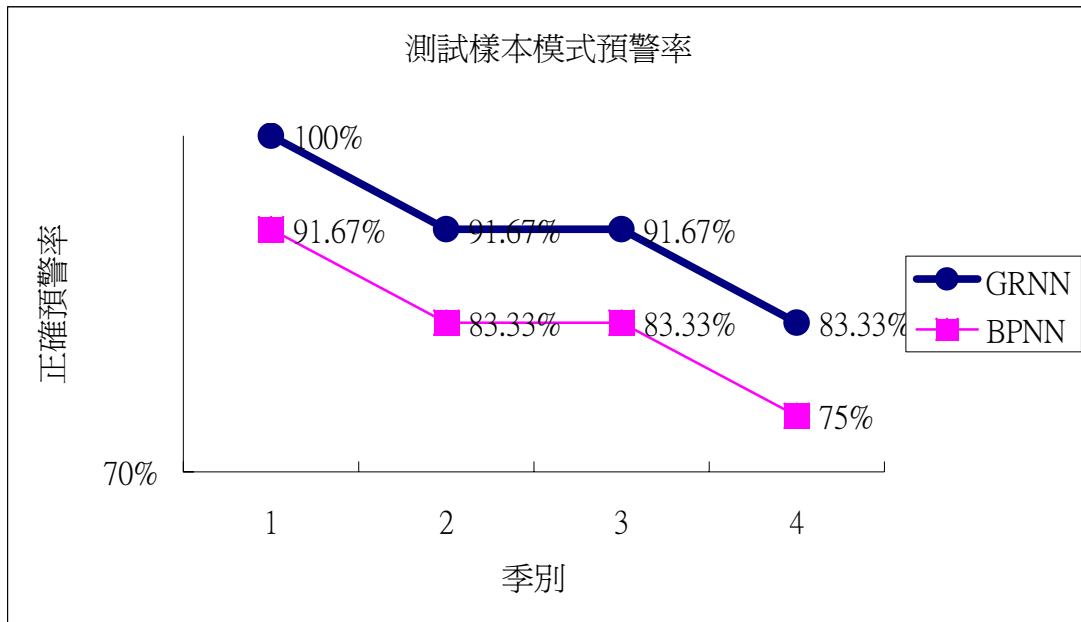


圖 4-3 GRNN 與 BPNN 測試樣本模式各季平均預警率

綜合實證研究結果得到以下五點結論：

- 一、GRNN 財務危機預警模式在各季之平均預警率分別為：96.875%、90.625%、88.545%、81.25%，總平均為 89.324%，因此可判斷 GRNN 為一正確預警率高的模式，且 GRNN 財務危機預警模式的正確預警率會隨著所取樣本的時間離公司發生危機的時間點越久遠而降低，但在危機發生前第四季時，模式還是有相當高的正確預警率。
- 二、BPNN 財務危機預警模式在各季之平均預警率分別為：93.75%、85.415%、81.25%、78.125%，總平均為 84.635%，可判斷為一正確預警率高的模式，且 BPNN 模式也和 GRNN 模式相同，BPNN 財務危機預警模式的正確預警率也會隨著所取樣本的時間離公司發生危機的時間點越久遠而降低，且在危機發生前第四季時，模式還是有相當高的正確預警率。
- 三、單就 BPNN 及 GRNN 兩方法各季的訓練樣本財務危機預警模式而言，第一季 BPN 模式之正確率較 GRNN 模式的正確率稍高；第二季 GRNN 模式較 BPNN 模式正確率稍高；第三季 GRNN 模式較 BPNN 模式正確率高；第四季 BPNN 模式較

GRNN 模式正確率稍高；兩方法訓練樣本財務危機預警模式正確預警率平均分別為：86.98%、85.938%，顯示 GRNN 訓練樣本財務危機預警模式的正確預警率較 BPNN 訓練樣本財務危機預警之模式為佳。

四、單就 BPNN 及 GRNN 兩方法在各季的測試樣本財務危機預警模式而言，各季的正确預警率 GRNN 財務危機預警模式都明顯優於 BPNN 財務危機預警模式；兩方法測試樣本財務危機預警模式正確預警率平均分別為：91.668%、83.33%，顯示 GRNN 測試樣本財務危機預警模式的正確預警率較 BPNN 訓練樣本財務危機預警模式佳。

五、在實驗過程中本研究者深刻體會到 GRNN 模式相較於 BPNN 模式在參數設定上及模式的訓練上，皆有大幅度的便利性，符合本研究的目的，且 GRNN 模式的正確預警率在上述各方面也較 BPNN 模式高，顯示 GRNN 方法在財務危機預警模式的建構方面於本研究中優於 BPNN 方法。



# 第五章 結論與建議

## 5.1 結論

為了讓一般投資大眾能有正確率高且使用方便之財務危機預警模式，以使其能正確地選取到健全的上市公司，本研究選取了較晚期發展的 GRNN 方法來建構財務危機預警模式，並將其與在各財務危機預警研究中已驗證有較高正確預警率的 BPNN 財務危機預警模式比較，以證明以 GRNN 所建立之財務危機預警模式較以 BPNN 方法所建之財務危機預警模式正確率為高。本研究選取 60 家上市公司為研究樣本，其中 30 家為財務危機公司，30 家為財務健全公司，各選取 26 項財務比率數值作為輸入變數，分別建立 GRNN 與 BPNN 之財務危機預警模式，由實驗過程證實 GRNN 預警模式有較佳之結果。

本研究之貢獻可彙整成以下四點：

- 一、提供一套清楚的 GRNN 財務危機預警模式構建流程，方便一般投資者建立其預警模式，以有效地減少其投資風險。
- 二、本研究所建構之 GRNN 財務危機預警模式之網路學習速度較 BPNN 模式快，因此構建速度較快。
- 三、以本研究所建構之 GRNN 財務危機預警模式其正確預警率較以 BPNN 財務危機預警模式為高。
- 四、由於 GRNN 所需設定的參數較 BPNN 模式少，因此本研究以 GRNN 所建構之財務危機預警模式，受參數設定值的影響較 BPNN 模式小，不需考慮太多參數取決的問題，且設定簡單、方便，符合一般民眾操作上的需求。

## 5.2 建議

應用本研究方法時有以下三點建議事項：

- 一、由本研究可以得知，GRNN 財務危機預警模式於本測試樣本上有著相當良好的正確預警率，由其他各項研究中可知類神經網路可能會因選取的樣本不同而有不同的準確度，因此本研究建議未來可以嘗試利用依產業別分類樣本來建立模式。
- 二、近年來常有一些專家建議要判斷一家公司是否有可能發生危機，不只可以從財務比率來判斷，也可以由非財務比率，例如：會計師簽證、董監事持股比例、大股東質押等來判斷，本研究建議未來也可以嘗試利用以上幾種非財務比率來輔助本研究所建立的 GRNN 財務危機預警模式。



# 參考文獻

- [1] 丁義恩，「應用類神經網路在匯價走勢上的預測」，義守大學管理科學研究所碩士論文，1998。
- [2] 王文英，「運用類神經網路建構台灣上市公司財務危機預警模型」，實踐大學企業管理學系研究所碩士論文，1999。
- [3] 池千駒，「運用財務性、非財務性資訊建立我國上市公司財務預警模式」，國立成功大學會計學系研究所碩士論文，1999。
- [4] 李元棟、林有志、王光華、蕭子誼、王滢婷，財務報表分析，國立空中大學發行，2001。
- [5] 吳永宏，「類神經網路於服務品質衡量模式之構建 -- 以電信業為例」，台北科技大學學報，第35卷第2期，頁147，2001。
- [6] 李洪慧，「證券經紀商之動態化財務預警模型研究」，產業金融期刊，第103期，頁10，1998。
- [7] 李致寬，「倒傳遞網路分析在財務預測之研究以台灣地區股票上市公司為例」，基層金融期刊，第31期，頁77，1995。
- [8] 林金賜，「財務危機之時間序列預測模式」，台灣大學財務金融研究所碩士論文，1996。
- [9] 林宓穎，「上市公司財務危機預警模式之研究」，政治大學財政研究所碩士論文，2002。
- [10] 林銘琇，「財務危機預警模式之實證研究：以台灣地區上市公司為例」，淡江大學管理研究所碩士論文，1992。
- [11] 邱穎聖，「通用迴歸神經網路在中長期需求模式上之建構與探討—以電腦零組件為例」，元智大學工業工程與管理研究所碩士論文，2002。
- [12] 紀榮泰，「財務危機理論與預警模式之研究」，淡江大學會計學研究所碩士



論文，2000。

- [13]徐淑芳，「台灣上市公司財務危機預警模式之建立—應用多變量CUSUM時間序列分析」，東華大學企業管理研究所碩士論文，1999。
- [14]鄒香蘭，「我國股票上市公司財務危機預警模式之比較」，彰化師範大學商業教育學研究所碩士論文，2001。
- [15]陳隆麒，「現代財務管理理論與應用」，華泰書局股份有限公司，1993。
- [16]陳肇榮，「運用財務比率預測財務危機之實證研究」，政治大學財政研究所博士論文，1982。
- [17]郭瓊宜，「類神經網路在財務危機預警之應用」，淡江大學管理研究所碩士論文，1993。
- [18]黃小玉，「台灣區銀行經營績效之研究—以上市上櫃銀行為例」，亞太社會科技學報，第3卷第1期，頁77，1988。
- [19]葉怡成，應用類神經網路，儒林書局股份有限公司，1997。
- [20]萬哲鈺、高崇璋，財務報表分析實務與應用，華泰書局股份有限公司，2001。
- [21]張隆鐘，「多變量CUSUM與狀態空間模式之應用—財務危機預警模式之建立」，國立中興大學統計學研究所碩士論文，1994。
- [22]蔡人煜，「類神經網路於預測企業財務危機有效性之研究」，彰化師範大學商業教育學研究所碩士論文，2002。
- [23]潘玉葉，「台灣上市公司財務危機預警分析」，淡江大學管理研究所博士論文，1990。
- [24]劉自強，「資本結構與財務績效不良反應關係之研究—以臺灣上市公司為例」，元智工學院商業及管理學研究所碩士論文，1995。
- [25]劉亭宜，「GRNN在晶圓製造良率模式之建構與分析」，元智大學工業工程研究所碩士論文，1999。

- [26]鄭碧月，「上市公司營運危機預測模式之研究」，朝陽技術學院財務金融系所研究所碩士論文，1997。
- [27]Altman, E. I., “Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy” *The Journal of Finance*, Vol.23, No. 4, pp. 589-609, 1968
- [28]Altman, E. I., Marco, G. and Varetto, F., “Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks, ” *Journal of Banking and Finance*, Vol. 18, pp. 505-529, 1994.
- [29]
- [29]Beaver, W. H., “Financial ratios as predictors of failure,” *Journal of Accounting Research*, pp. 71-111, 1966.
- [30]Blum, M., “Failure Company Discriminant Analysis,” *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 1-25, 1974.
- [31]Disorntetiwat, P. and Dagli, H. C., “Simple Ensemble-Averaging Model Based on Reneralized Regression Neural Network in Financial Forecasting Problems, ” *Adaptive Systems for Signal Processing, Communications and Control Symposium 2000 IEEE AS-SPCC*, pp. 477-480, 2000.
- [32]Hecht-Nielsen, R., “Neurocomputing, Addison-Wesley,” p. 122, 1991.
- [33]Leung, M. T., Chen, S. A. and Daouk, H., “Forecasting Exchange Rates using General Regression Neural Networks, ” *Computers & Operations Research*, Vol.27, pp. 1093-1110, 2000.
- [34]Ohlson, J. A., “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction

- of Bankruptcy,” *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 109–131, 1980.
- [35] Odom, M. D. and Sharda, R., “A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction,” *IEEE INNS IJCNN*, vol.1.1.2, pp. 163–168, 1990.
- [36] Specht, D. F., “A General Regression Neural Network,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, pp. 568–576, 1991.
- [37] Theodossiou, P. T., “Predicting Shift in the Time Series Process: An Application in Predicting Business Failure,” *Journal of the American Statistical Association*, pp. 441–449, 1993.
- [38] Tam, K. Y. and Kiang, Y. M., “Managerial Application of Neural Network: The Case of Bank Failure Predictions,” *Management Science*, July, pp. 926–947, 1992.
- [39] Zhang, G., Hu, M. Y., Patuwo, B. E. and Indro, D. C., “Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross-Validation Analysis,” *European Journal of Operational Research*, Vol.116, pp. 16–32, 1999.
- [40] Zmijewski, M. E., “Methodological issues Related to the Estimation of financial Distress Prediction Models,” *Supplement to Journal of Accounting Research*, pp. 59–82, 1984.